



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

JOÃO BATISTA MENDES BARBOSA

**APLICAÇÃO DE UM ALGORITMO HEURÍSTICO PARA MINIMIZAÇÃO DO
MAKESPAN EM UM PROBLEMA DE *FLOW SHOP* COM CONSIDERAÇÕES
AMBIENTAIS: o caso de uma indústria de produtos de limpeza**

Recife

2024

JOÃO BATISTA MENDES BARBOSA

**APLICAÇÃO DE UM ALGORITMO HEURÍSTICO PARA MINIMIZAÇÃO DO
MAKESPAN EM UM PROBLEMA DE *FLOW SHOP* COM CONSIDERAÇÕES
AMBIENTAIS: o caso de uma indústria de produtos de limpeza**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Pesquisa Operacional.

Orientador: Prof. Dr. Raphael Harry Frederico Ribeiro Kramer.

Recife

2024

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

B238a	<p>Barbosa, João Batista Mendes. Aplicação de um algoritmo heurístico para minimização do <i>Makespan</i> em um problema de <i>flow shop</i> com considerações ambientais: o caso de uma indústria de produtos de limpeza / João Batista Mendes Barbosa. – 2024. 113 f.: il., fig., tab., sigl. e abrev.</p> <p>Orientador: Prof. Dr. Raphael Harry Frederico Ribeiro Kramer. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2024. Inclui Referências.</p> <p>1. Engenharia de Produção. 2. <i>Green permutation flow shop</i>. 3. Estudo de caso. 4. Algoritmo heurístico. 5. Sequenciamento da produção. 6. Otimização multiobjetivo. I. Kramer, Raphael Harry Frederico Ribeiro (Orientador). II. Título.</p> <p style="text-align: right;">UFPE</p> <p>658.5 CDD (22. ed.) BCTG/2024-52</p>
-------	--

JOÃO BATISTA MENDES BARBOSA

**APLICAÇÃO DE UM ALGORITMO HEURÍSTICO PARA MINIMIZAÇÃO DO
MAKESPAN EM UM PROBLEMA DE *FLOW SHOP* COM CONSIDERAÇÕES
AMBIENTAIS: o caso de uma indústria de produtos de limpeza**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Pesquisa Operacional.

Aprovada em: 23/02/2024.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Raphael Harry Frederico Ribeiro Kramer (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dra. Máisa Mendonça Silva (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. PhD. Luciano Carlos Azevedo da Costa (Examinador Externo)
Universidade Federal da Paraíba

“A gestão eficaz dos processos é o alicerce para o sucesso sustentável” (Slack; Lewis, 2015, p.12).

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus pelo seu amor incondicional e por abençoar todos os dias da minha vida, estando presente nos momentos alegres e mais difíceis que passei, dando-me forças para enfrentar todas as dificuldades e determinação para alcançar meus objetivos.

À minha família, por todo esforço e dedicação a mim concedidos. Ao meu grandioso pai, homem batalhador e grande incentivador dos meus estudos. À minha admirável mãe, mulher guerreira e amável. Aos meus irmãos pelo amor absoluto, compreensão e torcida nesta caminhada.

Agradeço ao meu orientador, Raphael Kramer, pela sua cumplicidade, amizade, pelos conhecimentos transmitidos, por toda a orientação e apoio que me concedeu ao longo deste percurso desafiador. Sua dedicação incansável e *expertise* foram fundamentais para o meu crescimento acadêmico e profissional.

Agradeço as minhas amigas, Juliana e Ligiane, pelo tempo de morada, pelas conversas, por todos os momentos alegres e descontraídos, por serem presentes, pacientes, compreensivas e incentivadoras. São pessoas que, assim como eu, estavam vivendo a experiência do Mestrado e foram, do início ao fim, minha rede de apoio. De modo especial, expresso todo o meu carinho e gratidão a Juliana, que esteve comigo desde o início da pós-graduação. Participamos dos processos seletivos na UFPE e UFPB, fomos aprovados em ambos e, até hoje, moramos juntos.

Agradeço especialmente aos meus colegas de mestrado (Caíque, Carlos, Danilo, Esdras, Bruna, Wesley, Wellington e Débora) pela companhia nos momentos de estudo, pelas palavras de conforto nas horas difíceis, pelo auxílio nos trabalhos e principalmente por estarem comigo nesta jornada, tornando-a mais suave e harmoniosa. Agradeço também aos meus companheiros de laboratório (Clarissa, Matheus, Maria Rita, Hellen, Bruno, Igor e Rodrigo) pela ajuda, por toda troca de experiências/conhecimentos, pelas conversas e momentos de descontração.

A todos os colegas de mestrado e doutorado, agradeço pelo apoio e companheirismo ao longo deste percurso acadêmico. Quero expressar minha gratidão em especial à Thaís Campos, que me auxiliou na identificação da empresa para desenvolver o meu estudo de caso. Agradeço também a empresa onde realizei a pesquisa e aos seus colaboradores Thomas e José Victor.

Aos professores do PPGEP da UFPE que me transmitiram ensinamentos valiosos, especialmente as professoras Maísa Mendonça, Denise Dumke e Isis Didier, pessoas incríveis.

À Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela bolsa de estudos e pelo compromisso com os pós-graduandos.

A todos que, de alguma maneira, ajudaram para o desenvolvimento desta dissertação.

RESUMO

Esta pesquisa de dissertação trata de um problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais (GPFSP) enfrentado por uma empresa de manufatura do ramo de produtos de limpeza, localizada na cidade de Recife – PE. O objetivo principal do estudo é solucionar um GPFSP em uma indústria de médio porte, buscando a otimização das medidas de desempenho *Makespan* e *TEC – Total Energy Cost*. Assim, procurou-se determinar uma sequência de processamento para os produtos capaz de reduzir os custos operacionais e os impactos ambientais gerados pela organização. A pesquisa utilizou uma metodologia que combina abordagens qualitativa e quantitativa, possibilitando uma compreensão mais aprofundada do problema investigado. Os procedimentos técnicos envolveram uma pesquisa bibliográfica, experimentos computacionais e um estudo de caso. Inicialmente, foi feita uma revisão da literatura sobre os problemas de sequenciamento em ambientes *flow shop* para identificar os principais métodos heurísticos de resolução. Essa etapa permitiu obter *insights* para a construção de uma análise bibliométrica dentro da temática estudada. Posteriormente, foi feito o diagnóstico da situação atual do sequenciamento de tarefas na empresa e realizada a coleta de dados *in loco*. Conforme os passos listados anteriormente, iniciou-se a análise dos dados e informações obtidas, assim como a escolha do modelo de programação linear inteira mista multiobjetivo e a definição do algoritmo heurístico utilizado. Foram realizados também testes computacionais com heurísticas clássicas para os problemas de *flow shop*. O NEHT-RB demonstrou resultados eficazes quando comparado com a heurística de NEH. Esse resultado é crucial, uma vez que o NEHT-RB desempenha um papel fundamental como procedimento construtivo no algoritmo selecionado para resolver o GPFSP. O algoritmo heurístico NEHT-RB + VND + Economia de energia proposto por Vasconcelos (2023) foi aplicado em uma instância construída a partir dos dados obtidos, mostrando eficiência ao proporcionar baixo tempo computacional e ao obter soluções com menor consumo de energia. O método possibilita a economia de energia por meio do controle de velocidade das máquinas, dada a determinação de um *Makespan* que não sofre nenhum tipo de alteração. A otimização multiobjetivo considerou a minimização dos critérios de avaliação *Makespan* e *TEC* que são conflitantes entre si. Por fim, o algoritmo heurístico retornou um conjunto de 4 soluções não-dominadas que serão analisadas com base nas preferências do gestor responsável pela programação da produção.

Palavras-chave: *green permutation flow shop*; estudo de caso; algoritmo heurístico; sequenciamento da produção; otimização multiobjetivo.

ABSTRACT

This dissertation research deals with a permutational flow shop problem with environmental considerations (GPFSP) faced by a manufacturing company in the cleaning products industry, located in the city of Recife – PE. The main objective of the study is to solve a GPFSP in a medium-sized industry, seeking optimization of performance measures Makespan and TEC – Total Energy Cost. Thus, we aimed to determine a processing sequence for products capable of reducing operational costs and environmental impacts generated by the organization. The research used a methodology that combines qualitative and quantitative approaches, enabling a deeper understanding of the investigated problem. Technical procedures involved literature review, computational experiments, and a case study. Initially, a literature review on sequencing problems in flow shop environments was conducted to identify key heuristic resolution methods. This step allowed insights for building a bibliometric analysis within the studied theme. Subsequently, the current situation of task sequencing in the company was diagnosed, and on-site data collection was performed. Following the listed steps, data and information analysis began, along with the choice of the mixed-integer multi-objective linear programming model and the definition of the heuristic algorithm used. Computational tests were also conducted with classical heuristics for flow shop problems. NEHT-RB demonstrated effective results compared to the NEH heuristic. This result is crucial, as NEHT-RB plays a fundamental role as a constructive procedure in the selected algorithm to solve GPFSP. The heuristic algorithm NEHT-RB + VND + Energy Saving proposed by Vasconcelos (2023) was applied to an instance constructed from the obtained data, showing efficiency by providing low computational time and obtaining solutions with lower energy consumption. The method enables energy savings through machine speed control, given the determination of a Makespan that undergoes no alterations. Multi-objective optimization considered the minimization of conflicting evaluation criteria Makespan and TEC. Finally, the heuristic algorithm returned a set of 4 non-dominated solutions that will be analyzed based on the preferences of the production scheduling manager.

Keywords: green permutation flow shop; case study; heuristic algorithm; production sequencing; multi-objective optimization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Participação setorial no consumo de eletricidade	18
Figura 2 – Emissões globais de CO ₂ provenientes da combustão de energia e de processos industriais, 1900-2022.....	19
Figura 3 – Exemplo de Gráfico de <i>Gantt</i>	26
Figura 4 – Ilustração de um sistema <i>flow shop</i> clássico	28
Figura 5 – Ilustração de um sistema <i>flow shop</i> permutacional	29
Figura 6 – Evolução da visão e das práticas de <i>GM</i>	31
Figura 7 – Conceito de dominância.....	36
Figura 8 – Evolução dos artigos da amostra ao longo dos anos	54
Figura 9 – Os 20 autores com maior número de publicações da amostra	55
Figura 10 – Distribuição das publicações da amostra por país de origem	55
Figura 11 – Fontes mais relevantes dos artigos.....	57
Figura 12 – Média do total de citações por ano.....	57
Figura 13 – Rede social para a amostra e periódicos considerados.....	58
Figura 14 – Rede de cocitação da amostra	59
Figura 15 – 50 palavras-chave identificadas nos artigos da amostra	60
Figura 16 – Classificação da metodologia da pesquisa	66
Figura 17 – Etapas da metodologia aplicada	67
Figura 18 – Organograma atual da empresa	76
Figura 19 – Etapas do processo produtivo da empresa	77
Figura 20 – <i>Layout</i> atual da fábrica objeto de estudo	78
Figura 21 – Representação do ambiente de produção dos produtos analisados.....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Descrição dos termos utilizados	40
Tabela 2 – Percentual de artigos em relação as medidas de desempenho	61
Tabela 3 – Percentual de artigos em relação a configuração das máquinas	61
Tabela 4 – Percentual de artigos em relação as características ambientais	62
Tabela 5 – Características tradicionais no sistema <i>flow shop</i>	62
Tabela 6 – Percentual de artigos em relação aos métodos de solução	63
Tabela 7 – Tempos de processamento p_{ik}	70
Tabela 8 – Conjunto de instâncias para aplicação nos algoritmos	81
Tabela 9 – Recorte da tabela de resultados dos algoritmos NEHT-RB e busca local.....	84
Tabela 10 – Relatório da produção do mês de agosto de 2023	87
Tabela 11 – Quantidade de caixas produzidas em lotes	89
Tabela 12 – Tempos de processamento dos produtos nos lotes (minutos).....	89
Tabela 13 – Matriz de tempos de <i>setup</i> ferramental (min) na máquina SERAC2	91
Tabela 14 – Matriz de tempos de <i>setup</i> de produto (min) na máquina SERAC2.....	91
Tabela 15 – Matriz de tempos de <i>setup</i> de fragrâncias (min) na máquina SERAC2	92
Tabela 16 – Matriz de tempos de <i>setup</i> total (min) na máquina SERAC2.....	92
Tabela 17 – Matriz de tempos de <i>setup</i> total de produto na máquina NARITA	93
Tabela 18 – Matriz de tempos de <i>setup</i> total de produto na máquina Datadora.....	93
Tabela 19 – Conjunto de soluções não-dominadas encontradas	94
Tabela 20 – Sequenciamento definido pela Sol_I	95
Tabela 21 – Análise do <i>Makespan</i> e do TEC de acordo com as soluções não-dominadas	96
Tabela 22 – Solução atual da empresa.....	97
Tabela 23 – Sequenciamento atual da empresa dado por Sol_{EC}	98

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CHIG	Constructive Heuristic Iterated Greedy
CHLS	Constructive Heuristic Local Search
CO ₂	Dióxido de Carbono
EPE	Empresa de Pesquisa e Energia
ETA	Estação de Tratamento de Água
FP	Fronteira de Pareto
GEE	Gases do Efeito Estufa
GM	Green Manufacturing
GSP	Green Scheduling Problem
GPFSP	Problema de flow shop permutacional com considerações ambientais
GPFSPSDS	Green Permutation Flow Shop Problem com tempos de setup dependentes da sequência
IEE	International Energy Agency
ILS	Iterated Local Search
MPLIM	Modelo de Programação Linear Inteira Mista
NDS	Número de soluções não-dominadas
PCP	Planejamento e Controle da Produção
PEAD	Polietileno de Alta Densidade
PMP	Plano Mestre de Produção
PMO	Problema de Otimização Multiobjetivo
PFS	Problema de flow shop
PFSP	Problema de flow shop permutacional
PFSP – MO	Problema de flow shop permutacional Multiobjetivo
TBL	Triple Bottom Line
TEC	Consumo Total de Energia
TCT	Total Completion Time
VND	Variable Neighborhood Descent

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	JUSTIFICATIVA.....	17
1.2	OBJETIVOS.....	22
1.2.1	Objetivo Geral	22
1.2.1	Objetivos Específicos.....	22
1.3	ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	23
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	24
2.1	PROGRAMAÇÃO DA PRODUÇÃO EM SISTEMAS PRODUTIVOS	24
2.2	PROBLEMAS DE SEQUENCIAMENTO EM AMBIENTES <i>FLOW SHOP</i>	27
2.3	MANUFATURA SUSTENTÁVEL.....	30
2.4	<i>GREEN SCHEDULING</i>	32
2.5	PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO.....	34
2.6	HEURÍSTICAS E META-HEURÍSTICAS	37
2.7	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA ESTUDADO	40
3	REVISÃO DA LITERATURA E ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA	44
3.1	REVISÃO DA LITERATURA.....	44
3.1.1	Problemas de <i>flow shop</i> permutacional (PFSP).....	44
3.1.2	Problemas <i>flow shop</i> com considerações ambientais.....	48
3.2	ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA.....	52
3.2.1	Procedimentos metodológicos utilizados	52
3.2.2	Análise dos resultados obtidos.....	54
3.2.2.1	Primeira fase.....	54
3.2.2.2	Segunda Fase.....	60
3.2.3	Conclusões da análise bibliométrica	63
4	METODOLOGIA	65
4.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	65
4.2	METODOLOGIA DO ESTUDO DE CASO	66
4.3	PROCEDIMENTOS COMPUTACIONAIS.....	68
4.4	HEURÍSTICAS CLÁSSICAS PARA O PFSP.....	68
4.4.1	Heurística de NEH.....	68
4.4.2	Heurísticas NEHT e NEHT-RB	71

4.5	ALGORITMO HEURÍSTICO PARA SOLUÇÃO DE UM PFSP COM CONSIDERAÇÕES AMBIENTAIS	72
5	ESTUDO DE CASO	75
5.1	CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA	75
5.2	DESCRIÇÃO DO PROCESSO PRODUTIVO	76
5.3	PROCESSOS, MAQUINÁRIO E LINHAS DE PRODUÇÃO	78
6	RESULTADOS	81
6.1	COMPARATIVO DOS ALGORITMOS NEH E NEHT-RB	81
6.1.1	Descrição das instâncias para o PFSP	81
6.1.2	Descrição dos experimentos computacionais	82
6.1.3	Resultados obtidos	83
6.1.4	Conclusões desta seção	85
6.2	RESULTADOS DO ESTUDO DE CASO	86
6.2.1	Organização e tratamento dos dados	86
6.2.2	Apresentação dos resultados obtidos	93
6.3	SOLUÇÃO ATUAL DA EMPRESA	97
7	CONCLUSÃO	99
7.1	LIMITAÇÕES DA PESQUISA	101
7.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	101
	REFERÊNCIAS	103

1 INTRODUÇÃO

Em um cenário cada vez mais competitivo e globalizado, as empresas tendem a buscar mecanismos mais eficazes como suporte e apoio para a tomada de decisão. Tal esforço se dá pela real necessidade em aprimorar suas vantagens competitivas com o objetivo de se diferenciar dos demais concorrentes. Atualmente, grande parte das organizações estão centradas na otimização de seus processos, a fim de melhorar a qualidade de produtos e/ou serviços, visando sempre atender as exigências impostas pelas mudanças na cadeia produtiva e principalmente pelas transformações econômicas sofridas no decorrer dos últimos anos (Corrêa; Corrêa, 2022).

Vários autores como Sipper e Bulfim Jr. (1997), Slack *et al.* (2023) e Velez-Gallego *et al.* (2016), pontuam que investimentos em otimização estão associados com melhorias na função de programação da produção, revelando um grande potencial para a redução de custos e de tempo para a produção de produtos. A programação da produção aborda a questão da alocação de recursos para as tarefas a serem realizadas em determinados períodos de tempo, isso por que a preocupação em alocar adequadamente os recursos é um aspecto fundamental na busca por um melhor desempenho produtivo (Silva; Fuchigami, 2018).

As empresas devem programar as atividades alinhadas ao seu planejamento, a fim de utilizar os recursos disponíveis de maneira ótima, com o intuito de minimizar custos e respeitar os compromissos de entrega estabelecidos com os clientes (Lopez; Roubellat, 2013). Neste contexto, o Planejamento e Controle da Produção (PCP) é responsável pela coordenação e aplicação de recursos produtivos de modo a atender da melhor forma possível os planos estabelecidos em níveis hierárquicos de planejamento e controle das atividades produtivas de um sistema de produção (Tubino, 2022).

Em relação aos problemas na área de programação da produção, tem-se em geral três níveis decompostos hierarquicamente: estratégico (em que as decisões são de longo prazo e envolvem altos investimentos), tático (trata-se do planejamento das atividades) e o operacional (que controla as atividades diárias das ordens de produção provenientes do nível tático) (Arenales *et al.*, 2015).

Desenvolveu-se esta pesquisa de acordo com o horizonte de tempo que contempla as atividades de nível operacional. Nele, as decisões envolvidas correspondem a designação de tarefas (*jobs*) às máquinas e a programação (*scheduling*) das tarefas em cada máquina, isto é, a sequência de processamento das tarefas e o instante de início e término do processamento de cada tarefa (Pinedo, 2022).

O sequenciamento da produção é uma parte essencial da gestão de operações em qualquer processo produtivo, pois se refere à ordem e à programação das atividades de produção para otimizar o fluxo de trabalho e alcançar eficiência máxima. Sob essa perspectiva, estudos que abordam o sequenciamento têm sido realizados de maneira constante, com a finalidade de encontrar as melhores formas de se ter uma programação da produção eficiente (Silva; Fuchigami, 2018).

Para avaliar a qualidade de um sequenciamento, utilizam-se medidas de desempenho que são fundamentais para examinar a eficiência e a eficácia dos algoritmos e métodos utilizados para otimizar o processo de produção. Exemplos dessas medidas incluem o *Makespan*, tempo de fluxo, tempo total de fluxo, número médio de tarefas no sistema, atraso médio das tarefas, custo de preparação, entre outras (Pinedo, 2022).

No presente estudo, a qualidade das soluções obtidas foi avaliada com base no *Makespan* (C_{max}), que é o instante de conclusão da última tarefa, na última máquina. Minimizá-lo, tem significativo impacto econômico, uma vez que possibilita um melhor uso dos recursos produtivos (máquinas), evitando investimentos desnecessários (Fuchigami, 2015).

Existe uma enorme variedade de ambientes de produção, classificados em função do fluxo de operações nas máquinas (Hordones; Fuchigami, 2017). De acordo com Pinedo (2022), são: (i) máquina única, existe só uma máquina para processar todas as tarefas; (ii) máquinas paralelas (idênticas, relacionadas, não relacionadas), as tarefas podem ser processadas em qualquer uma das máquinas, pois todas são iguais; (iii) *job shop*, neste caso as tarefas a serem executadas não necessariamente precisam ser processadas em todas as máquinas do ambiente, e a ordem de processamento nas máquinas não precisa ser a mesma; (iv) *open shop*, existem várias máquinas, mas cada tarefa pode ser processada em qualquer máquina disponível, ou seja, as tarefas não possuem rotas de processamento pré-definidas. (v) *flow shop*, nesta configuração as tarefas devem ser processadas em todas as máquinas do ambiente de produção e todas as tarefas possuem a mesma rota (*i.e.*, devem ser processados primeiramente na máquina 1, em seguida na máquina 2 e assim sucessivamente).

O *flow shop scheduling*, é definido como um problema de otimização na programação do fluxo da produção no qual n tarefas devem ser processadas em m máquinas. Neste caso, a sequência de máquinas (*i.e.*, o roteiro) é a mesma e a ordem de processamento das tarefas nas máquinas pode variar de uma máquina para outra. (Arenales *et al.*, 2015).

Nesta pesquisa é abordado um caso específico do *flow shop scheduling*, denominado Problema do *Flow Shop* Permutacional (PFSP), que ocorre quando em cada máquina

mantém-se a mesma ordem de processamento das tarefas. Os problemas de *flow shop* são classificados como problemas do tipo NP-difícil (Brucker, 2006). Portanto, para solucioná-los, é necessário o uso de abordagens exatas e métodos heurísticos (Kramer; Kramer, 2021).

Dependendo do grau de complexidade do problema, os métodos exatos, apesar de garantirem a otimalidade das soluções, podem tornar-se inviáveis quanto à sua aplicabilidade, devido ao elevado custo computacional (*e.g.*, estes demandam muito tempo de processamento). Isto faz com que o uso de algoritmos aproximativos (*i.e.*, heurísticas e meta-heurísticas) seja um artifício mais atrativo, uma vez que esses métodos de otimização são capazes de gerar soluções de boa qualidade comparadas a ótima em um tempo computacional viável (Goldbarg; Goldbarg; Luna, 2016).

Na atualidade, a produção sustentável tem ganhado destaque sendo tema de interesse de muitos estudos, principalmente relacionados à indústria de manufatura, tendo em vista o seu papel na criação de bens e serviços de modo economicamente viável e ambientalmente amistoso. As indústrias são consideradas grandes consumidoras de energia e também responsáveis por uma parcela agravante das emissões totais de dióxido de carbono (CO₂) e outros gases poluentes (Wang *et al.*, 2018).

Dessa forma, a quantidade de estudos sobre o tema *Green Scheduling* (também conhecido como sequenciamento verde) no contexto industrial tem crescido amplamente nos últimos anos (Li; Wang, 2022). Isso ocorre porque esse é um elemento de extrema relevância para promover a manufatura sustentável, permitindo o enfoque em atender os critérios verdes para otimizar o consumo de energia e minimizar os impactos ambientais (Faraji; Behnamian, 2020).

Destaca-se a Manufatura Sustentável (MS) como uma forma encontrada pelas empresas para elevar o desempenho e competitividade, reduzindo os efeitos ambientais oriundos de suas atividades industriais. Essa abordagem é percebida como o paradigma de negócios do século XXI, e o seu conceito foi traduzido para o contexto corporativo por meio do *framework Triple Bottom Line (TBL)* (Avancini, 2022).

O conceito do *Triple Bottom Line*, propõe uma interação saudável entre as esferas social, ambiental e financeira, a fim de obter um equilíbrio sustentável sem renunciar ao lucro. Por isso, destaca-se a importância de tratar de problemas *scheduling* com implicações ambientais, levando em consideração especialmente a evidente necessidade de reduzir o consumo de energia em prol de benefícios ao meio ambiente e às operações das organizações, incluindo eficiência, conformidade, reputação e inovação (Jum'a *et al.*, 2021).

Do ponto de vista empresarial, a presente pesquisa surge a partir da busca por vantagens competitivas, tais como flexibilidade, custo, agilidade e, principalmente, a preocupação socioambiental. Essas características são consideradas fundamentais para a sobrevivência das organizações nos dias de hoje. Dessa forma, o investimento em pesquisas centradas no aumento da competitividade mostra-se justificável, levando em consideração diversos fatores (*e.g.*, inovação, gestão otimizada, a tecnologia e o capital humano qualificado) que intensificam constantemente a capacidade das empresas de disputarem um lugar no mercado.

Neste sentido, para alcançar vantagens competitivas, é fundamental que as empresas criem mais valor que suas concorrentes. Isso depende necessariamente dos recursos envolvidos e das estratégias usadas para administrá-los. A gestão de recursos produtivos é, geralmente, uma tarefa muito difícil na prática, pois compreende um conjunto de problemas que necessitam de tomadas de decisões rápidas e assertivas em ambientes de produção (Pinedo, 2022).

Sendo assim, o objetivo principal desta dissertação é apresentar a solução para um problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais (GPSP). O estudo aborda uma proposta prática de otimização com métodos heurísticos, incorporando aspectos ambientais na modelagem do problema em prol da redução de possíveis impactos ambientais. Dentre esses impactos, destacam-se o alto consumo de energia e a emissão de gases poluentes, gerados por uma indústria do setor de produtos de limpeza, alimentos, saneantes e de produtos de higiene, localizada na cidade de Recife – PE.

Dado o exposto, a partir da problemática apresentada surge o seguinte questionamento norteador: ***Como obter um melhor sequenciamento de tarefas que minimize o Makespan, visando o aumento da eficiência energética, de modo a reduzir custos operacionais e impactos ambientais, numa empresa que possui um ambiente flow shop permutacional?***

1.1 JUSTIFICATIVA

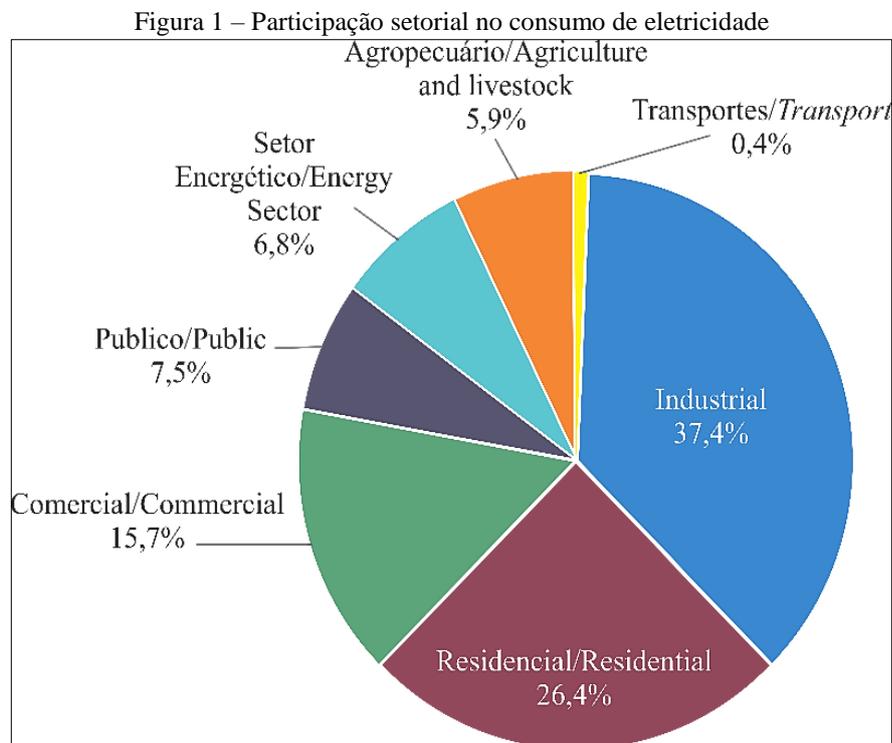
O setor industrial sofre uma forte pressão para encontrar possíveis tecnologias que contribuam na diminuição do consumo de energia e emissão de gases poluentes do efeito estufa. A busca pela eficiência energética de forma estratégica é uma realidade no cenário atual das empresas. Afinal, reduzir e otimizar os gastos com eletricidade são pontos que contribuem em termos de competitividade e merecem a atenção das organizações, pois os

altos custos de produção aumentam diretamente o preço dos produtos para o cliente final, afetando o número de vendas e, conseqüentemente, gerando a diminuição dos lucros.

A redução dos custos empresariais é um fator essencial para melhorar a precificação dos produtos (*i.e.*, deixar o valor mais atraente aos clientes), além de favorecer o aumento da lucratividade e propiciar diferenciais competitivos para o negócio. Nesse sentido, a minimização do consumo de energia em grandes empresas pode propiciar uma diferença considerável nesses resultados, pois contribui para a contenção de despesas, a sustentabilidade ambiental e a melhoria geral no cenário empresarial atual.

De acordo com a Empresa de Pesquisa e Energia (EPE), a indústria brasileira responde por mais de 30% do consumo final de energia e quase 40% da eletricidade consumida no Brasil (Figura 1). Isso se dá através do uso de equipamentos presentes no dia a dia dessas organizações como máquinas, motores, compressores e bombas que afetam diretamente a demanda de energia, assim como as condições dos sistemas elétricos (EPE, 2023).

Desse modo, fica claro a importância de avaliar propostas e utilizar ferramentas para melhorar a eficiência energética nas indústrias.



Fonte: Empresa de Pesquisa e Energia (2022).

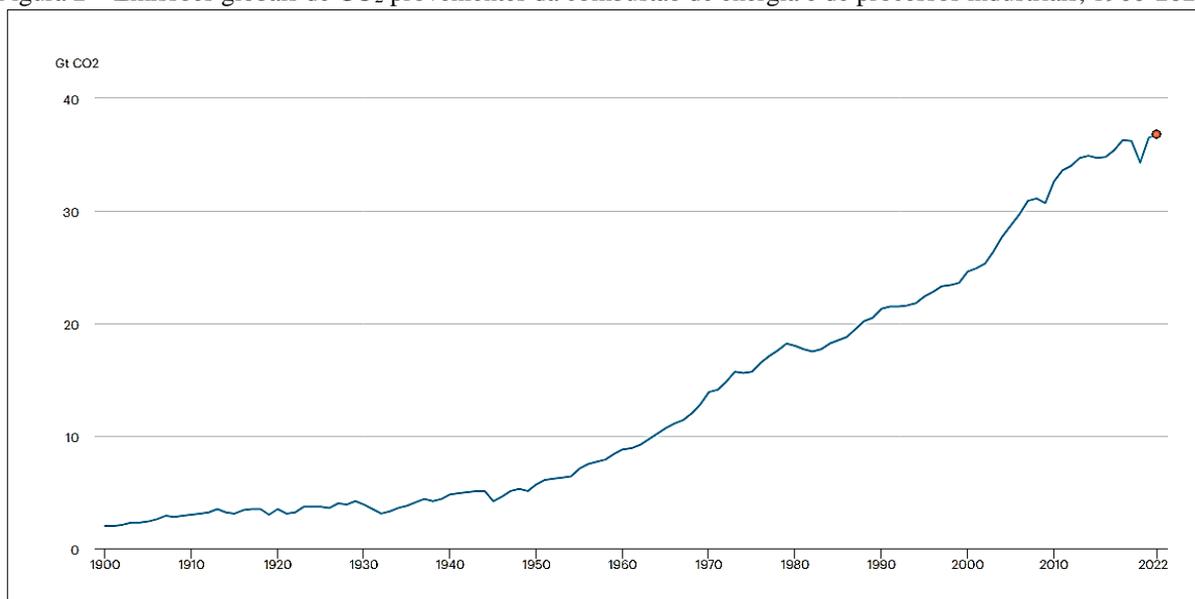
A emissão de GEE (Gases do Efeito Estufa) no processo de produção, armazenamento e distribuição de energia é um dos pontos impactantes que contribui fortemente para os

impactos negativos ao meio ambiente e à sociedade. A redução na emissão de carbono por meio da diminuição do consumo de energia, tem ganhado notoriedade, refletindo diretamente nas operações e na aplicação de novas tecnologias e desenvolvimento de máquinas mais sustentáveis (Wang *et al.*, 2018).

Segundo dados apresentados pela Agência Internacional de Energia – IEA (2022), nota-se que as emissões de CO₂ relacionadas com a utilização de energia cresceram 0,9% para mais de 36,8 Gt (Gigatoneladas) de dióxido de carbono em 2022 (Figura 2). Essa estimativa “é baseada em uma análise detalhada de região por região e consumo de combustível por combustível, incorporando as estatísticas nacionais oficiais mais recentes e dados publicamente disponíveis sobre o uso de energia, indicadores econômicos e clima” (IEA, 2022).

De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2022), o uso consciente da energia traz contribuições significativas para atender à demanda futura, garantindo a segurança do abastecimento energético, ajustando o preço da eletricidade de maneira adequada e reduzindo os impactos ambientais. Assim, a adoção de medidas que aprimorem a eficiência nos processos produtivos das organizações, eliminando desperdícios, tornou-se um ponto de direcionamento para muitas pesquisas. Isso se deve ao crescimento de estudos sobre políticas mundiais de energia e de meio ambiente, especialmente aquelas relacionadas às mudanças climáticas.

Figura 2 – Emissões globais de CO₂ provenientes da combustão de energia e de processos industriais, 1900-2022



Fonte: International Energy Agency (2022).

O aquecimento global e as mudanças climáticas estão ameaçando diretamente a vida no planeta. Esse conjunto de transformações surge a partir das atividades humanas, principalmente aquelas relacionadas à indústria, que resultam na emissão de gases do efeito estufa, além do consumo excessivo de energia e da queima de combustíveis fósseis.

Assim, dado o aumento da complexidade desses problemas percebe-se a necessidade de desenvolver métodos eficientes para resolver as questões energéticas e ambientais. O *Green Scheduling*, direcionado às práticas de sequenciamento em ambientes produtivos, como, por exemplo, em sistemas *flow shop*, surge sendo um aspecto fundamental da produção, tornando-se um assunto relevante para o desenvolvimento de muitas pesquisas na área. Sua aplicabilidade tem crescido como um meio eficaz para promover a eficiência energética no setor industrial e reduzir impactos ambientais (Diaz; Ocampo-Martinez, 2019).

Este é um campo de estudo que visa alocar tarefas para máquinas a fim de minimizar custos totais, com foco na utilização sustentável da energia. O uso de estratégias de sequenciamento da produção destinadas a reduzir o consumo de energia e/ou melhorar a eficiência energética é um aspecto de grande relevância diante da conjuntura que envolve a *Green Scheduling* no setor industrial.

Normalmente, em um ambiente produtivo, há uma quantidade maior de ordens de produção do que estações de trabalho, o que gera filas e uma demanda crescente pelos recursos produtivos transformadores. O sequenciamento das ordens de produção é caracterizado como uma tarefa complexa, especialmente quando envolve decisões que impactam consideravelmente tanto os custos quanto os prazos de entrega dos produtos ao consumidor final (Cardoso, 2021).

Considerado um campo de problemas mais estudados na área de otimização combinatória, os problemas de sequenciamento da produção estão sendo cada vez mais discutidos na literatura, com resultados positivos em relação a redução do tempo de produção, otimização de recursos, eliminação de gargalos como é visto em Ribeiro e Cordeiro (2020), Júnior e Llanos (2021), Kramer e Kramer (2021), Neufeld, Shulz e Buscher (2023), entre outros.

O *flow shop scheduling* tem sido um problema de sequenciamento que tem atraído a atenção dos pesquisadores na área de otimização, devido aos seus níveis de complexidade e aplicação em vários ambientes de produção (Brum; Ritt, 2018). Muitas aplicações nas indústrias podem ser modeladas como problemas de *flow shop* como, por exemplo, para indústria de manufatura (Jun; Park, 2015), indústria metalúrgica (Almeder; Hartl, 2013),

indústria petroquímica (Rahmani; Ramezani, 2016), indústria automotiva (Marichelvam *et al.*, 2020), entre outras.

No entanto, ainda existem lacunas na literatura em relação a variante *flow shop* permutacional, principalmente aplicada a estudos de casos reais, pois os problemas estudados são predominantemente científicos, focando na construção de novas metodologias ou algoritmos de resolução de problemas já conhecidos, mas pouco encontrados no dia a dia das organizações (Barbosa; Ferreira; Kramer, 2023).

Dessa forma, evidencia-se um vasto campo de pesquisa a ser explorado, de grande importância, justamente por abordar questões econômicas e socioambientais em uma empresa de manufatura que possui um dos seus ambientes produtivos configurado em *flow shop* permutacional. Esse problema é encontrado em muitas empresas do setor produtivo, como indústrias alimentícias (Silva; Guimarães; Pavanelli, 2023), de produtos de higiene (Jun; Park, 2015), farmacêuticas (Rossi, 2015), têxteis (Fuchigami; Moccellini, 2014), entre outras, que fazem parte de um mercado cada vez mais competitivo e responsivo. Assim, a necessidade de tomar decisões rápidas e eficientes, torna-se um ponto crucial e de grande interesse para essas organizações (Pinedo, 2022).

Nesse contexto, a utilização de técnicas bem conhecidas na área de Pesquisa Operacional e Otimização Combinatória (*i.e.*, métodos exatos e métodos heurísticos), torna-se um instrumento aplicável para solucionar esses problemas (Wolsey; Nemhauser, 1999). Entretanto, o uso dos métodos exatos acaba se tornando inviável em situações bem específicas, pois em geral demandam horas ou dias de processamento para resolver problemas de dimensões bem elevadas.

Assim sendo, a utilização de heurísticas e meta-heurísticas é vista como um artifício mais adequado para resolver o PFSP. Considerando a eficiência em termos computacionais e a qualidade das soluções obtidas com a aplicação de métodos heurísticos conforme é destacado por Goldberg, Goldberg e Luna (2016), optou-se então pelo uso desta estratégia para solucionar um problema de *flow shop* permutacional enfrentado por uma empresa de manufatura, localizada no estado de Pernambuco.

Dessa forma, a partir do que já foi evidenciado, ressalta-se que a contribuição deste estudo, do ponto de vista social, recai sobre o papel das empresas em gerar produtos que incorporam soluções de impacto social positivo em seus modelos de produção. Destaca-se também a importância de reconhecer que os consumidores hoje em dia estão cada vez mais conscientes das suas ações, preferindo o consumo de produtos que carregam consigo certa responsabilidade ambiental.

Em relação aos impactos econômicos, esta pesquisa contribui para a redução dos altos custos de produção relacionados aos recursos produtivos, consumo de energia e insumos que têm impacto direto no valor final do produto para o consumidor, além de garantir maior rentabilidade para as organizações e redução de custos desnecessários.

Por fim, são notórios os principais impactos ambientais gerados por esta pesquisa de dissertação, considerando o fato de que as indústrias são grandes responsáveis pelo alto consumo de energia e pela emissão exacerbada de gases poluentes, além de utilizar de modo desenfreado os recursos naturais presentes no meio ambiente. Logo, se as questões ambientais não forem levadas em consideração ao pensar no crescimento econômico, tensões insustentáveis nos recursos naturais e no meio ambiente serão inevitáveis (Kramer, 2014).

Dado o exposto, em linhas gerais, fica evidente que esta pesquisa se justifica pela sua importância teórica e prática, por envolver um problema de complexa resolução enfrentado diariamente por diversas empresas de manufatura, que demanda o conhecimento e aplicação de técnicas de otimização para obter soluções eficientes, não só do ponto de vista econômico quanto ambiental. Este último, vale frisar, trata-se de uma preocupação crescente no contexto global atual.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Solucionar um problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais (GPSP), enfrentado por uma empresa do ramo de produtos de limpeza, localizada em Recife – PE.

1.2.1 Objetivos Específicos

São propostos os seguintes objetivos específicos:

- Revisar a literatura sobre problemas de sequenciamento de tarefas em ambientes *flow shop*, identificando os principais métodos heurísticos para a sua resolução;
- Diagnosticar a situação atual do sequenciamento de tarefas na empresa através da coleta de dados para o estudo;
- Implementar e comparar procedimentos construtivos para problemas em ambientes *flow shop*.

- Modelar como um problema de *flow shop* permutacional, incorporando aspectos ambientais, o caso de uma empresa de manufatura;
- Implementar um algoritmo heurístico buscando a minimização do *Makespan* e do TEC;
- Testar o algoritmo heurístico por meio de experimentos computacionais;
- Propor um sequenciamento de tarefas para o caso da empresa que minimize o *Makespan*, reduzindo custos operacionais e possíveis impactos ambientais.

1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação possui sete capítulos. O Capítulo atual apresenta a introdução com a exposição da temática e da problemática da pesquisa, além da justificativa e dos objetivos (geral e específicos). No Capítulo 2, encontra-se o referencial teórico, onde são apresentados os principais conceitos e termos comumente utilizados a respeito do tema escolhido. O Capítulo 3 aborda a revisão da literatura, apresentando o estado da arte sobre o PFSP e um estudo de caráter bibliométrico sobre problemas *flow shop* com considerações ambientais. O Capítulo 4 define a metodologia com as classificações, instrumentos, procedimentos, algoritmos e técnicas de pesquisa que são adotadas no estudo. O Capítulo 5 trata do estudo de caso realizado em uma indústria de manufatura de produtos de limpeza, alimentos, saneantes e de produtos de higiene que possui uma linha de produção configurada como *flow shop* permutacional. O Capítulo 6 discute os resultados dos testes computacionais em relação às heurísticas clássicas para problemas de *flow shop* e reporta também os resultados da aplicação do algoritmo heurístico no sistema produtivo da empresa. Por fim, o Capítulo 7 conclui o trabalho, ressaltando as conclusões da dissertação, bem como os impactos sociais, ambientais e econômicos proporcionados, além das limitações e sugestões para pesquisas futuras. Este é seguido pelo conjunto de referências bibliográficas utilizadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esse capítulo aborda os conceitos fundamentais sobre programação da produção em sistemas produtivos, *flow shop* e sua variante permutacional, manufatura sustentável, o *Green Scheduling*, problemas de otimização e, por fim, heurísticas e meta-heurísticas. Para a construção do capítulo, foram realizadas consultas em livros de interesse. Além disso, também foram utilizados artigos publicados em periódicos de relevância em relação à área temática dessa pesquisa, pesquisados nas seguintes bases de dados: *Web of Science*, *Scopus* e *Scielo*.

2.1 PROGRAMAÇÃO DA PRODUÇÃO EM SISTEMAS PRODUTIVOS

A indústria é composta de vários setores que se relacionam entre si, estes setores devem estar alinhados de modo a possuir um bom planejamento com o objetivo de otimizar os recursos da função produção, visando suprir as necessidades dos consumidores e suas demandas específicas. Desse modo, o atual ambiente competitivo levou as empresas a adotarem estratégias de produção para responder de forma mais rápida às mudanças, tanto internas como externas à organização (Slack *et al.*, 2023).

Os sistemas de produção são entendidos como um conjunto de atividades e processos ligados e envolvidos no processo produtivo de uma organização. Deste modo, a maneira que a empresa se constitui e efetua seus processos deve estar em concordância com o alcance do objetivo final, que é produzir (Moreira, 2017). O planejamento e controle da produção (PCP) é entendido como um processo de apoio para os sistemas produtivos, nele as decisões são tomadas de acordo com o nível organizacional da empresa. O sistema produtivo precisa ser pensado em termos de prazos, por isso divide-se o horizonte de planejamento em três níveis: longo, médio e curto prazo, sendo que nos três as atividades do PCP são consideradas importantes (Tubino, 2022).

A longo prazo tem-se o nível estratégico, conhecido como plano de produção, sua finalidade é definir a capacidade de produção do sistema de forma a atender os clientes, baseando-se na previsão de vendas a longo prazo. Em relação ao médio prazo, tem-se o nível tático, chamado de Plano Mestre de Produção (PMP), neste nível entende-se o modo de operação da empresa de maneira a usar com eficiência a capacidade para atender os pedidos. E por fim, o curto prazo, onde tem-se o nível operacional, chamado de programação da produção (*scheduling*), nele administra-se estoques, otimiza-se o uso de recurso e organiza-se

o sequenciamento de tarefas, uso de máquinas, escala de funcionários e a entrega dos produtos (Tubino, 2022).

Neste contexto, é preciso estabelecer estratégias para o gerenciamento de recursos e de tarefas nos sistemas produtivos. Os recursos são caracterizados na maioria das vezes como equipamentos e ferramentas disponíveis para utilização, já as tarefas são definidas como as operações necessárias ao longo do processo produtivo (Tubino, 2022).

Dessa forma, chama-se de programação da produção (*scheduling*) a alocação das tarefas nos recursos em períodos determinados com a finalidade de otimizar um ou mais objetivos que estão presentes no processo de produção. O conjunto de decisões a serem tomadas neste processo possuem um horizonte de tempo limitado seja por horas, dias ou semanas (Pinedo, 2022). Uma programação da produção eficiente é capaz de promover o alcance de diversos objetivos, dentre os quais pode-se citar a minimização dos custos de produção, atendendo a data de entrega, minimização do atraso e redução do tempo de processamento total das tarefas (Slack *et al.*, 2023).

Pinedo (2022), destaca que a programação da produção determina a alocação de tarefas nas máquinas em um dado período de tempo. Entretanto, o processo das tarefas está sujeito a sofrer atrasos imprevisíveis por conta de incertezas oriundas do próprio processo, deste modo é importante a articulação de estratégias voltadas a uma programação detalhada das tarefas, buscando efetivamente ter maior controle sobre as operações realizadas.

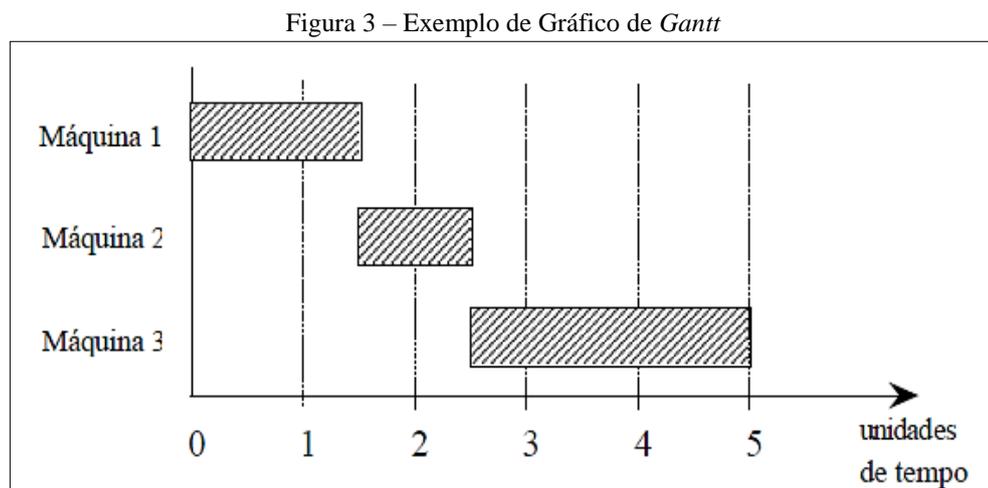
Buettgen (2011) afirma que o sequenciamento da produção determina a sequência em que as demandas dos clientes serão atendidas pela empresa e estabelece a prioridade da execução das tarefas de acordo com os critérios de sequenciamento definidos pela organização. Em determinados ambientes, a programação é caracterizada por uma simples permutação de tarefas, ou seja, não é obrigatório fazer a alocação de máquinas. Assim, a programação da produção pode consistir apenas em um problema de sequenciamento (Fuchigami, 2021).

Segundo Slack *et al.* (2023), a atividade de programação é uma das mais complexas tarefas no gerenciamento da produção, pois os programadores precisam lidar com vários tipos diferentes de recursos simultaneamente. Os recursos transformadores (*i.e.*, máquinas terão diferentes capacidades e o pessoal diferentes habilidades). De modo mais importante, o número de programações possíveis cresce rapidamente à medida que o número de tarefas e processos aumenta. Ou seja, para n tarefas há $n!$ (n fatorial) maneiras distintas de programação dos trabalhos em um processo visto como simples. Considerando mais que uma máquina ($M > 1$), o número de programações possíveis passa a ser $(n!)^m$ (Slack *et al.*, 2023).

Desta maneira, a primeira característica que torna os problemas de programação difíceis em termos de resolução é a sua natureza combinatória, isto quer dizer que, a quantidade de soluções possíveis cresce de modo exponencial em várias dimensões, tendo em vista o número de tarefas, operações ou máquinas (Fuchigami, 2015).

Uma ferramenta muito utilizada na programação da produção é o Gráfico de *Gantt* (proposto por Gantt em 1917), que é usualmente aplicado com a finalidade de representar graficamente o processamento das tarefas (*jobs*) como uma barra, cujo o tamanho é proporcional ao seu tempo de execução. Os instantes de início e fim de atividades podem ser indicados no gráfico e em algumas situações o progresso real do trabalho também é indicado. Assim, as vantagens dos gráficos de *Gantt* é que são capazes de proporcionar uma representação visual simples do que deve acontecer em cada operação (Slack *et al.*, 2023).

A Figura 3 apresenta a exemplificação de um Gráfico de *Gantt* com a execução das operações de uma tarefa em máquinas diferentes.



Fonte: Fuchigami (2015).

Em linhas gerais, a literatura apresenta para a avaliação da qualidade da programação da produção, as medidas de desempenho (*i.e.*, objetivos a serem otimizados) que estão relacionados a aspectos produtivos, tais como, o *Makespan* (C_{\max}), tempo total de fluxo (T), atraso máximo (T_{\max}), tempo ocioso de máquina (I), entre outras (Fuchigami, 2015).

Entretanto, a crescente busca para reduzir os impactos ambientais na indústria, têm motivado os pesquisadores a considerar também a otimização de critérios verdes (*e.g.*, medidas de desempenho relacionadas aos aspectos ambientais) nos problemas *scheduling*,

como é o caso do consumo total de energia *TEC* (do inglês *Total Energy Cost*), emissão de carbono, ruído, poluição e outras (Li; Wang, 2022).

Um problema de programação da produção é determinado pelo número de tarefas e operações a serem processadas, pelo número e tipo de máquinas disponíveis, pelo padrão de fluxo das operações nas máquinas e pelo critério de otimização com que se avalia uma solução (Conway; Maxwell; Miller, 1967). Fuchigami (2015) destaca que em alguns ambientes, a programação da produção (*scheduling*) é dada por uma simples permutação de tarefas, podendo referir-se ao problema simplesmente como sequenciamento da produção. Normalmente, nos problemas de programação, assume-se que o número de tarefas e de máquinas seja finito e determinado (Fuchigami, 2021).

A literatura na área de sequenciamento da produção é bastante extensa devido à enorme variedade i) dos ambientes de produção (*e.g.*, configuração das máquinas), ii) das características ou atributos dos produtos (ou tarefas) e iii) das medidas de desempenho (função objetivo) de programas de produção (Brucker, 2006).

Dessa forma, visando facilitar a identificação das principais características de um determinado problema, Graham *et al.* (1979) propôs uma nomenclatura de classificação composta por três campos: $(\alpha/\beta/\gamma)$. O campo α representa a configuração de máquinas, β representa as características das tarefas (*jobs*) e γ representa o tipo da função objetivo.

Destaca-se, ainda, que o problema de sequenciamento da produção (*scheduling*) apresenta diversas variantes que são estudadas nos campos de pesquisa, cada uma se sobressai por explorar alguma característica específica, seja o número de recursos disponíveis (máquinas) e o número de tarefas ou pedidos de produção (*jobs*) (Hordones; Fuchigami, 2017).

2.2 PROBLEMAS DE SEQUENCIAMENTO EM AMBIENTES *FLOW SHOP*

Nesta seção são apresentados alguns conceitos fundamentais relacionados aos problemas em ambientes *flow shop*, com foco especial na variante permutacional.

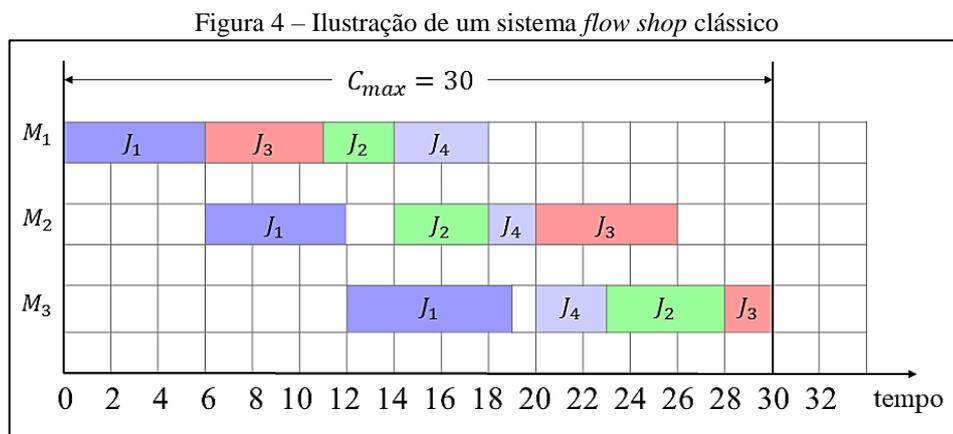
Os problemas de sequenciamento em ambiente *flow shop*, formam uma classe de problemas de programação da produção na qual a gestão de fluxo deve garantir um sequenciamento adequado para cada tarefa e seu processamento em um conjunto de máquinas, de modo a atender objetivos estabelecidos no contexto produtivo. O estudo destes problemas é considerado de extrema importância tanto do ponto de vista prático quanto teórico (Silva, Valente; Schaller, 2022).

As aplicações em problemas de *flow shop* na programação da produção (*scheduling*) abrangem diversos setores industriais. Além disso, a busca contínua por melhorias na resolução desses problemas promove uma cultura de melhoria contínua nas operações, impulsionando a competitividade a longo prazo (Li; Wang, 2022).

Os problemas em ambiente *flow shop* (PFS) desempenham um papel primordial em diversas áreas industriais, destacando-se pela sua complexidade e relevância na otimização de processos de produção. A resolução eficiente de PFS é essencial para melhorar a eficiência operacional, reduzindo custos e aumentando a produtividade. O estudo desses problemas envolve a análise de diferentes arranjos de tarefas, levando em consideração as restrições de ordem e os tempos de processamento (Pinedo, 2022).

A otimização da ordem de processamento nas máquinas resulta em uma produção mais eficiente, reduzindo os tempos de espera e maximizando a utilização dos recursos disponíveis. Isso, por sua vez, leva a uma redução de custos operacionais, melhorando a rentabilidade. Em ambientes de produção *flow shop*, n tarefas devem ser processadas na mesma sequência de m máquinas (*i.e.*, os produtos J_1, J_2, \dots, J_n , devem ser processados primeiro na máquina m_1 , depois na máquina m_2 , e assim sucessivamente até a máquina m_m). O objetivo é encontrar uma sequência, entre as $(n!)^m$ possíveis, para o processamento das tarefas nas máquinas, de modo que alguma medida de desempenho possa ser otimizada no problema (Fuchigami, 2015; Yin *et al.*, 2021; Zhang *et al.*, 2023).

A Figura 4 mostra um ambiente de produção *flow shop*, onde se tem um conjunto de tarefas que devem ser processadas em fluxo, em uma sequência de máquinas em série.

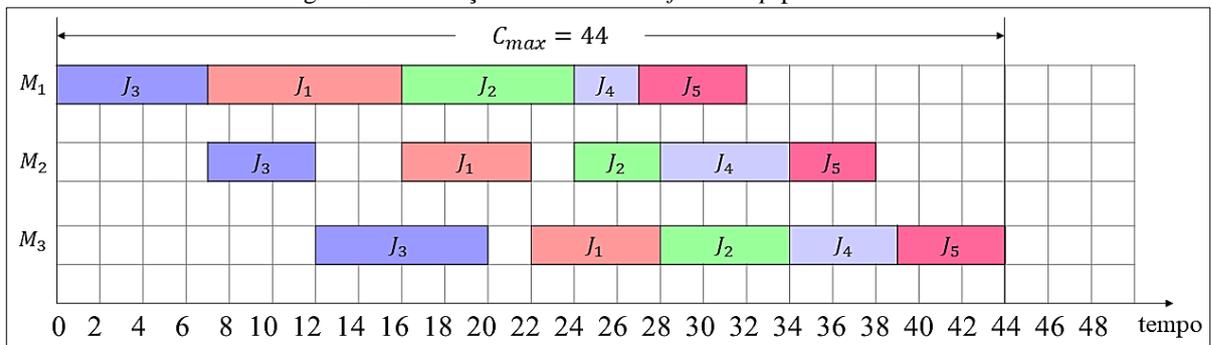


Fonte: O Autor (2024).

Um caso particular (*i.e.*, uma variante), denominado *flow shop* permutacional (PFSP), é quando a ordem de processamento das tarefas em cada máquina se mantém a mesma (Figura

5). A solução para este tipo de problema consiste em determinar dentre as $(n!)$ seqüências possíveis das tarefas, aquela que otimiza alguma medida de desempenho do sequenciamento.

Figura 5 – Ilustração de um sistema *flow shop* permutacional



Fonte: O Autor (2024).

Além da variante *permutacional*, o problema de *flow shop* possui mais variantes, como por exemplo o *flow shop* com máquinas paralelas, o *flow shop* flexível, o *flow shop* híbrido, *flow shop* com janelas de tempo, entre outras. Uma breve explicação sobre algumas dessas variantes é apresentada abaixo:

- *flow shop* com máquinas paralelas – existe um número variado de máquinas em cada estágio e uma tarefa pode ser processada em qualquer uma delas;
- *flow shop* flexível – permite diferentes rotas para diferentes *jobs*, proporcionando maior flexibilidade, ou seja, cada *job* segue o fluxo de produção de estágio em estágio, podendo ser produzido por qualquer máquina dos estágios;
- *flow shop* híbrido – combina características de diferentes variantes do *flow shop* em um sistema, cada tarefa é processada por apenas uma máquina em cada estágio.
- *flow shop* com janelas de tempo – considera restrições de tempo, onde as operações devem ser realizadas dentro de janelas de tempo específicas. Isso é comum em situações em que há restrições de disponibilidade de recursos em determinados momentos.

Um detalhamento mais minucioso sobre as variantes apresentadas acima, juntamente de mais variações para o problema, pode ser encontrado em Emmons e Vairaktarakis (2012), Fuchigami (2015), Schulz, Buscher e Shen (2020), Aghakhani e Rajabi (2022) e Neufeld, Shulz e Buscher (2023).

O PFSP é usualmente representado na notação Graham *et al.* (1979) por “ F_m ” e “*prmu*” nos dois primeiros campos, α e β , respectivamente. F_m descreve a máquina, onde

tem-se m máquinas onde n jobs (tarefas) devem ser processados, $prmu$ define o tipo de problema *flow shop* (no caso, permutacional), ou também atributos como tempos de *setup* dependentes da sequência (ST_{sd}), (*i.e.*, quando existe a necessidade de tempos de preparação de máquinas entre o processamento de duas tarefas).

2.3 MANUFATURA SUSTENTÁVEL

A indústria de manufatura exerce forte influência sobre o nível de produtividade de um país e também desempenha um papel relevante em seu desenvolvimento econômico e social. Entretanto, com as transformações ocorridas no setor produtivo, problemas como a poluição ambiental e a escassez de recursos têm sido vistos com maior atenção na sociedade (Mansouri; Aktas; Besikci, 2016).

Sabe-se que a disposição de resíduos é uma preocupação mundial, e o setor industrial é um grande contribuinte para o aumento da poluição. O cenário atual não é o mesmo de anos atrás e isso significa que o consumidor também não. Hoje em dia, a maioria das pessoas estão preocupadas com os impactos de suas ações na natureza, o que influencia diretamente na mudança de comportamento de compra e obriga as indústrias a rever suas práticas, dando ênfase ao desenvolvimento de práticas sustentáveis na produção (Pinheiro *et al.*, 2019).

A sustentabilidade é apresentada como um conceito sistêmico que visa o balanceamento entre os aspectos ambientais, econômicos e sociais, conhecidos pela expressão *Triple Bottom Line* (TBL). A TBL é frequentemente usada como um quadro de referência para empresas e organizações que desejam adotar práticas de negócios mais sustentáveis e éticas, incorporando preocupações sociais e ambientais em sua tomada de decisões e operações, tornando-se uma abordagem importante para a responsabilidade corporativa e a gestão sustentável nos negócios (Avancini, 2022).

Por meio dos impactos ambientais, torna-se evidente a importância de incorporar atitudes sustentáveis nos consumidores, conscientizando-os sobre a importância da compra de produtos sustentáveis que promovam um estilo de vida mais sustentável. A sustentabilidade abrange um conjunto de concepções, ações e condutas que englobam a gestão responsável dos recursos econômicos, ambientais e sociais, visando ao êxito das gerações presentes e vindouras (Vadakkepatt *et al.*, 2020).

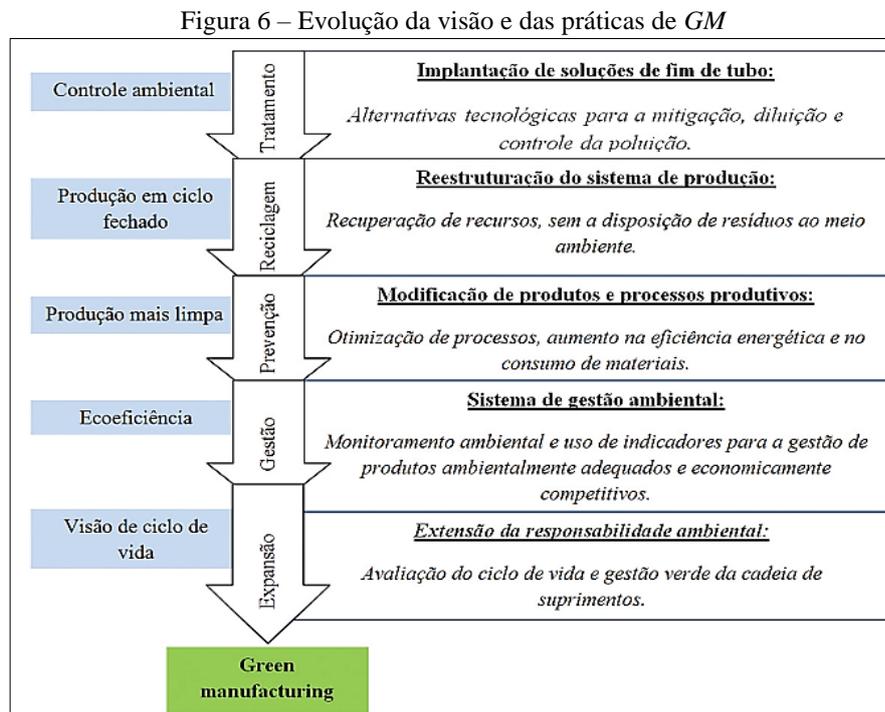
Deste modo, alcançar a sustentabilidade na manufatura “requer uma visão holística que abrange não apenas o produto e os processos de manufatura envolvidos em sua

fabricação, mas também os sistemas de manufatura e toda a cadeia de suprimentos” (Ferrer *et al.*, 2022).

Diante deste contexto, a Manufatura Sustentável (ou *Green Manufacturing – GM*) apresenta-se com o propósito de integrar questões de sustentabilidade ambiental nos processos produtivos de fabricação, levando em consideração produtos que utilizam processos menos impactantes tanto ambientalmente quanto socialmente, e que, ao mesmo tempo, são economicamente viáveis (Silva; Silva; Ometto, 2016).

A *GM*, também é conhecida como manufatura verde ou ecoeficiente, caracterizada como uma abordagem da indústria que se concentra na produção de bens de forma a minimizar seu impacto ambiental e social, buscando assim alcançar um equilíbrio entre a eficiência operacional, a rentabilidade econômica e a responsabilidade ambiental e social (Avancini, 2022).

A Figura 6, apresenta um diagrama referente à visão do *Green Manufacturing* através da sua evolução, conforme o surgimento de novas práticas de gestão ambiental.



Fonte: Silva, Silva e Ometto (2016).

Apesar de sua origem na década de 90, as pesquisas voltadas à manufatura ambientalmente sustentável começaram a ganhar destaque constante apenas nos últimos cinco anos, considerando a importância no contexto acadêmico e corporativo. Todavia, essa temática tem despertado bastante interesse entre estudiosos das mais diversas áreas,

especialmente devido aos crescentes avanços nas Indústrias 4.0 e 5.0 atualmente (Zhang *et al.*, 2022).

A abordagem *GM* não apenas beneficia o meio ambiente e a sociedade, mas também pode resultar em economias de custo a longo prazo, maior eficiência operacional e uma imagem positiva para as empresas que a adotam. À medida que as preocupações com a sustentabilidade crescem globalmente, essa filosofia desempenha um papel cada vez mais importante na indústria moderna (Wang *et al.*, 2019).

Dessa forma, a manufatura sustentável é vista como uma abordagem que está se tornando cada vez mais relevante à medida que a sociedade reconhece a necessidade de proteger os recursos naturais, pois esta prática não apenas contribui para a conservação do meio ambiente e a responsabilidade social, mas também pode ser vantajosa economicamente, reduzindo custos operacionais e melhorando a reputação das organizações (Ferrer *et al.*, 2022).

2.4 GREEN SCHEDULING

Antigamente os sistemas produtivos só se dedicavam em otimizar o fluxo do chão de fábrica com o propósito de obter maior quantidade de itens e produtos fabricados, utilizando de forma desequilibrada recursos naturais, como água, energia, gases naturais e outros. Sabe-se que o setor de manufatura consome mais de 37% dos recursos mundiais e produz uma grande quantidade de poluentes (Gao *et al.*, 2020).

Todavia, a redução da disponibilidade dos recursos naturais tem, como consequência, impactos negativos sobre os custos de produção, prejudicando assim a competitividade empresarial. Nesse contexto, tornou-se óbvio para as empresas que não adianta produzir enormes quantidades sem se atentar aos impactos ambientais gerados por seus processos. Por essa razão, muitas empresas estão mudando seus modelos de negócios e buscando se tornar ecologicamente corretas, ou pelo menos transformando parte dos seus processos de produção mais sustentáveis (Ferrer *et al.*, 2022).

Além disso, o crescimento da população mundial e o aumento da demanda vêm alterando os padrões de consumo de energia, o que significa que as indústrias precisam de mais energia para responder às novas demandas. Portanto, o uso adequado da energia é uma realidade importante e necessária (Ramezani; Vali-Siar; Jalalian, 2019).

A energia é um elemento fundamental para a sociedade moderna, pois é utilizada para transformar recursos naturais em bens de consumo e fornecer serviços básicos, estando

presente em todos os setores da sociedade, bem como no cotidiano das pessoas. A obtenção e uso de recursos energéticos para atender a demanda de consumo, é um dos principais causadores do desequilíbrio ambiental (Hinrichs *et al.*, 2014).

A eficiência energética visa a redução do consumo de energia para alcançar a mesma produção de bens, buscando simultaneamente diminuir os custos financeiros associados à energia, o que implica na necessidade de investir em métodos e produtos que sejam energeticamente eficientes. Assim, melhorar a eficiência energética reduz a necessidade de geração de mais energia adiando a necessidade de construção de novas usinas e também contribui para redução das emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) e outros poluentes (Del Rio *et al.*, 2023).

É neste panorama que surge o *Green Scheduling Problem* (GSP), ou Problema de Agendamento Sustentável em português, considerado um desafio de otimização que visa combinar toda a eficiência de produção com considerações ambientais. Tal abordagem se concentra em desenvolver programações de produção que minimizem o impacto ambiental, como o consumo de energia, emissões de carbono e desperdício de recursos, enquanto ainda atendem às restrições de produção e demanda (Faraji; Behnamian, 2020).

Dessa forma, apresenta-se um novo desafio para a comunidade científica, que vêm pesquisando novos algoritmos ou centros de conhecimento para alcançar o *Green Scheduling* sob a perspectiva da manufatura sustentável. Os *GSPs* visam atingir objetivos econômicos e sustentáveis, melhorando a produtividade, reduzindo o consumo de energia e as emissões de poluentes por meio da alocação racional e otimização de recursos, métodos de operações e sequências de tarefas (Li; Wang, 2022).

Nesta pesquisa, estuda-se o *flow shop* permutacional uma das variantes do problema *flow shop*, considerando a minimização do *Makespan* e aspectos ambientais. O GPFSP no presente estudo, pode ser denotado considerando a notação de Graham *et al.* (1979) como $(Fm/prmu, ST_{sd}/C_{max}, TEC)$.

O Consumo Total de Energia (*TEC*) é uma medida de desempenho também a ser otimizada, conhecida como uma métrica de sustentabilidade, ou seja, é definido como a função que define como objetivo a minimização do custo total de energia (*Total Energy Cost*) (Vasconcelos, 2023).

O GPFSP é um problema de natureza combinatória, sendo definido como da classe de problemas do tipo NP-Difícil, isto é, não existe algoritmo capaz de encontrar soluções ótimas em tempo polinomial para resolvê-los (Gupta, 1988). Portanto, dependendo da complexidade

do problema, torna-se necessário o emprego de métodos exatos e métodos aproximados (heurísticos e meta-heurísticos) para solucioná-los (Johnson, 1954).

2.5 PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

Diante da necessidade de otimizar determinados processos, seja minimizando tempos de produção, gargalos, custos, antecipação e diversos critérios, o PFSP pode ser classificado dentro da área de problemas de otimização como: mono-objetivo ou multiobjetivo e como determinístico ou estocástico. Os problemas mono-objetivos (PMO) são tipos específicos de problemas nos quais a busca por uma solução é orientada por um único objetivo ou critério de otimização. Em outras palavras, o objetivo é maximizar ou minimizar uma única função de avaliação, também conhecida como função objetivo (Arenales *et al.*, 2015). Desse modo, essa função representa matematicamente a medida de desempenho adotada no problema. Ao resolvê-lo com sucesso, identifica-se a solução que atinge o valor ótimo ou satisfatório para a função objetivo especificada (Cota *et al.*, 2022; Hillier; Lieberman, 2013).

Em contrapartida, conforme apresentado em Deb (2008), os problemas de Otimização Multiobjetivo (POM) envolvem dois ou mais objetivos que devem ser considerados simultaneamente, havendo ainda a possibilidade de esses objetivos serem conflitantes entre si (*i.e.*, a melhoria de um objetivo provoca a deterioração em outro). Os POMs lidam com várias funções objetivo, que podem ser de maximização e/ou minimização, e também estão sujeitos a um conjunto de restrições que devem ser satisfeitas, da mesma forma que os problemas mono-objetivos (Ehrgott, 2005).

Em problemas de otimização multiobjetivo, busca-se não apenas uma única solução, mas sim um conjunto de soluções eficientes que otimizem simultaneamente os objetivos a serem atingidos. Tomando como exemplo o GPFSP-TSDS – MO (*Green permutation flowshop scheduling problem* com tempos de *setup* dependentes da sequência – Multi-Objetivo), estudado por Ramezani *et al.* (2019), a partir deste conjunto de soluções, o tomador de decisões apontará o sequenciamento de *jobs* (produtos) a ser aplicado (Deb, 2008).

Deb (2008) apresenta de forma genérica o problema de otimização multiobjetivo:

$$\text{Otimizar } f(x) = (f(x_1)f(x_2), \dots, f(x_n)) \quad (1)$$

$$\text{Sujeito a: } g(x) = (g_1(x)g_2(x), \dots, g_j(x)) \leq 0 \quad (2)$$

$$h(x) = (h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)) = 0 \quad (3)$$

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, i = 1, \dots, v \quad (4)$$

A solução $x \in \mathbb{R}^v$ é um vetor com v variáveis de decisão $x = (x_1, x_2, \dots, x_v)^T$, sendo este uma solução do problema. As desigualdades (2.2) e (2.3) definem as restrições do problema. Os valores $x_i^{(L)}$ e $x_i^{(U)}$ representam os limites inferiores e superiores para cada variável de decisão x_i , constituindo assim o conjunto, ou espaço, de variáveis de decisão. Uma solução denominada factível deve atender $j + k$ restrições e aos $2v$ limites das variáveis de decisão. Assim, todas as regiões factíveis caracterizam a região factível F_x . As funções objetivo constituem um espaço multidimensional chamado de espaço objetivo $Z \in \mathbb{R}^n$ (Deb, 2008). O autor reforça que para cada solução x no espaço de variáveis de decisão, há um ponto $z \in \mathbb{R}^n$ no espaço objetivo, denotado por $f(x) = (z_1, z_2, \dots, z_n)^T$.

Destaca-se que a resolução de problemas de otimização multiobjetivo não se resume na obtenção de uma única solução que optimize todos os critérios estabelecidos, principalmente se forem de natureza conflituosa (Ehrgott, 2005). Dessa forma, as soluções geradas pelos métodos de resolução utilizados são avaliadas utilizando o critério de dominância de Pareto (Nouri; Ladhari, 2018).

De acordo com Nouri e Ladhari (2018), a determinação do conjunto de soluções Pareto-ótimas, ou soluções não-dominadas, é embasado no conceito de Dominância de Pareto. A dominância de Pareto compara duas soluções e verifica se estas são dominadas ou não entre si. Em seguida, as soluções dominadas são descartadas e, as não-dominadas são armazenadas no conjunto de soluções Pareto-ótimas. A definição de dominância de Pareto é comumente utilizada em problemas multiobjetivos quando a comparação entre soluções é necessária.

Neste sentido, a ideia de Dominância de Pareto consiste na comparação entre duas soluções distintas, ou seja, dois vetores de solução. Para exemplificar, considere um problema de minimização, onde os vetores solução n -dimensionais são $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ e $X' = [x'_1, x'_2, \dots, x'_n]^T$, e $f_i(X)$ e $f_i(X')$ os valores das funções objetivo de X e X' , respectivamente. Desse modo, tem-se a seguir as definições propostas por Arroyo e Pereira (2011):

Definição 2.1: X domina X' se e somente se $f_i(X) \leq f_i(X')$ para todo objetivo i , havendo ao menos um objetivo i com $f_i(X) < f_i(X')$.

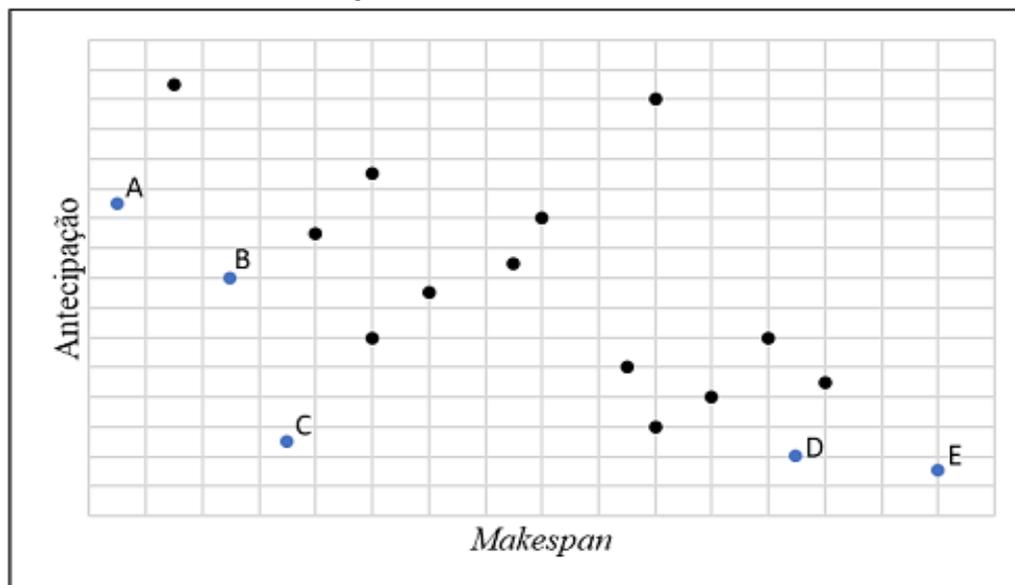
Definição 2.2: O vetor X^* é inserido no conjunto Pareto-ótimo se e somente se X^* não é dominado por qualquer outro vetor solução.

Definição 2.3: X e X' são ditas não-dominadas entre si, ou indiferentes, se e somente se $f_i(X) < f_i(X')$ para algum objetivo i , e $f_i(X) > f_i(X')$ para outro objetivo i .

Ressalta-se que todo vetor solução do conjunto Pareto-ótimo possui um vetor objetivo correspondente que forma a Fronteira de Pareto. Logo, pode-se afirmar que o conjunto formado por todas as Soluções Eficientes de um POM é chamado Conjunto de Soluções Eficientes, enquanto o conjunto composto pelas imagens de todas as soluções eficientes é chamado de Fronteira de Pareto (FP) ou Fronteira de Soluções Não-Dominadas, sendo a escolha de uma das soluções a critério do decisor com base em suas preferências (Lust; Teghem, 2010).

A Figura 7 apresenta um exemplo ilustrativo de um PFSP-MO que considera a minimização do *makespan* e da antecipação. As 18 soluções encontradas para este problema são representadas no gráfico de dispersão. A partir das soluções determinadas é verificada a formação da FP, composta pelas melhores soluções para o problema. Neste caso específico, a Fronteira de Pareto é formada por um conjunto de cinco soluções, representadas pelos pontos A, B, C, D, e E. Estas soluções são não-dominadas entre si e dominam todas as demais soluções do espaço de soluções.

Figura 7 – Conceito de dominância



Fonte: O Autor (2024).

Os problemas de otimização determinísticos são aqueles onde a incerteza não é apontada, dessa forma todos os dados do problema são previamente conhecidos. Esses problemas buscam encontrar a melhor solução possível para um conjunto específico de

condições e restrições, sem considerar a aleatoriedade ou incerteza nos parâmetros (Deb, 2008).

Já nos estocásticos incertezas são consideradas. Isso quer dizer que em problemas de otimização desse porte, as variáveis de decisão e as funções objetivo estão sujeitas a distribuições de probabilidade, tornando a obtenção de soluções ótimas mais desafiadora. A necessidade de lidar com a aleatoriedade implica a utilização de métodos probabilísticos e estatísticos na formulação e resolução desses problemas (Deb, 2008).

Sendo assim, não se dispõem previamente de todas as informações do problema, pois toda ou parte delas assumem valores aleatórios. Assim, ao conceituar o comportamento aleatório em problemas de otimização multiobjetivo, assume-se que parte das informações do problema não são antecipadamente conhecidas, podendo estas assumirem valores aleatórios não negativos (Pinedo, 2022).

Um apanhado de informações e detalhes sobre problemas de otimização do tipo mono-objetivo, multiobjetivo, determinístico e estocástico pode ser consultado nos trabalhos de Hillier e Lieberman (2013), Deb (2008) e Shapiro *et al.* (2009).

2.6 HEURÍSTICAS E META-HEURÍSTICAS

Heurística é um termo que deriva da palavra grega *heuriskein* que quer dizer encontrar ou descobrir (Guelfi, 2021). No campo da Pesquisa Operacional, a palavra possui o conceito relacionado a artifícios empregados na busca por soluções viáveis para problemas de otimização combinatória. A construção de algoritmos ou métodos heurísticos tornou-se necessária devido à dificuldade, ou até mesmo impossibilidade, de determinar soluções exatas para problemas de natureza combinatória de alta complexidade (Goldbarg; Goldbarg; Luna, 2016).

Métodos heurísticos objetivam-se em encontrar uma solução não necessariamente ótima, mas que se aproxime do ponto ótimo do problema. Essas técnicas são aplicadas para encontrar soluções suficientemente boas e próximas aos máximos ou mínimos globais, principalmente quando o tempo necessário para determinar a melhor solução possível usando métodos exatos é elevado (Gendreau; Potvin, 2010).

Nos problemas de otimização do tipo NP-*Hard*, a procura por uma solução ótima cresce de modo não-linear à medida que o número de variáveis e dados envolvidos aumenta, exigindo assim uma grande quantidade de tempo e memória computacional para sua resolução (Goldbarg; Goldbarg; Luna, 2016).

Neste caso, os métodos exatos (*i.e.*, aqueles que são capazes de garantir a otimalidade das soluções) acabam não sendo preferíveis para solucionar esses problemas, pois se limitam a problemas de pequena ordem, ou seja, “os quais possuem um número reduzido de variáveis permitindo a aplicação de uma abordagem exaustiva, o que torna possível a enumeração de todas as soluções viáveis, determinando a ótima em um tempo computacional aceitável” (Burke; Kendall, 2014).

Dessa forma, as heurísticas podem ser compreendidas como um método de caráter aproximativo desenvolvido para resolver problemas NP-Difíceis. Por meio, onde dessas estratégias, é possível encontrar soluções de boa qualidade (mesmo sem garantir o ótimo), para problemas de maior complexidade em um tempo computacional satisfatório. Goldberg, Goldberg e Luna (2016) definem as heurísticas como técnicas que buscam encontrar uma boa solução utilizando esforço computacional razoável, podendo garantir a viabilidade ou a otimalidade da solução obtida ou, ainda, em muitos casos ambas, considerando a busca a partir de uma solução viável próxima ao ótimo.

As heurísticas podem ser classificadas em dois grupos: heurísticas construtivas e heurísticas de refinamento. As heurísticas construtivas tem o propósito de gerar uma solução inicial viável, construindo a mesma de elemento a elemento, ou seja, tomando uma decisão a cada iteração e adicionando o elemento selecionado à solução para o problema abordado (Burke; Kendall, 2014).

O modo como os elementos serão selecionados para formar uma solução dependerá do procedimento utilizado, podendo ser feito de maneira gulosa – determinando o melhor dos elementos sem se preocupar com as consequências nas decisões futuras – ou aleatória, por exemplo (Souza, 2011).

Já as heurísticas de refinamento determinam o processo de busca inicialmente a partir de uma solução já existente, com a intenção de procurar iterativamente, substituir a solução corrente por uma considerada melhor, contida em sua vizinhança, baseando-se em uma função de avaliação (Burke; Kendall, 2014).

Uma heurística de refinamento é um método capaz de alterar componentes de uma dada solução com a intenção de se obter um conjunto de soluções de características similares. Essas alterações (também chamadas de movimentos) são responsáveis por explorar o espaço de soluções nas proximidades da solução atual, o qual é chamado de vizinhança (Gendreau; Potvin, 2010).

Ambas são utilizadas com frequência, principalmente na construção das chamadas meta-heurísticas, onde aplica-se inicialmente uma heurística construtiva e logo em seguida

uma heurística de refinamento no processo de desenvolvimento de um algoritmo para um problema específico. Conforme dito pela primeira vez por Glover (1986), o termo *metaheuristic* (meta-heurística) refere-se a uma estratégia “mestre” que guia e modifica outras heurísticas para obtenção de soluções além das que são normalmente geradas em procedimentos de busca local.

A abordagem meta-heurística emprega procedimentos computacionais, usualmente de busca local, capazes de guiar outras heurísticas subordinadas, explorando o espaço de solução além do ótimo local, onde consideram-se boas características das soluções encontradas para explorar novas regiões promissoras (Kramer *et al.*, 2015).

As heurísticas guiadas por estas meta-estratégias podem ser procedimentos de alto nível ou apenas incorporar a descrição dos movimentos possíveis para transformar uma solução em outra. Compreendidas como métodos heurísticos mais sofisticados, as meta-heurísticas utilizam combinações de escolhas aleatórias, juntamente do conhecimento prévio de resultados anteriores para se guiarem e realizarem de modo estratégico suas buscas em regiões mais promissoras do espaço de busca, evitando que durante a exploração uma dada solução fique presa em um ótimo local (Glover; Laguna, 1997).

Mesmo podendo encontrar a solução ótima para um determinado problema, não é possível garantir a sua otimalidade, mesmo assim esses artifícios são considerados mecanismos de alta performance e apresentam um excelente desempenho na qualidade das soluções obtidas para problemas NP- Difícil (Lopes; Rodrigues; Steiner, 2013).

Dentre as principais meta-heurísticas, destacam-se a *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) (Feo e Resende, 1995), *Simulated Annealing* (SA) (Kirkpatrick *et al.*, 1983), *Tabu Search* (TS) (Glover, 1995), *Variable Neighborhood Search* (VNS) (Mladenovic e Hansen, 1997) e a *Iterated Local Search* (ILS) (Lourenço, 2003), baseadas em buscas locais, e a *Ant Colony Optimization* (ACO) (Dorigo, 1992), *Artificial Bee Colony* (ABC) (Karaboga, 2005) e *Genetic Algorithm* (GA) (Holland, 1975), baseadas em buscas populacionais.

Um aprofundamento mais detalhado acerca das heurísticas e meta-heurísticas mais utilizadas para resolver problemas de sequenciamento da produção em ambientes *flow shop* e suas variantes pode ser encontrado, respectivamente em: Blum e Roli (2003); Burke e Kendall (2014); Fuchigami (2015); Goldberg *et al.* (2016); Gendreau e Potvin (2018) e Fuchigami (2021).

2.7 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA ESTUDADO

Para resolver o PFSP da empresa, considerou-se a modelagem apresentadas no artigo de Ramezani, Vali-Siar e Jalalian (2019) e o algoritmo heurístico proposto por Vasconcelos (2023). Nesta pesquisa, o PFSP é denotado como $(F_m | pmu, ST_{sd} | C_{max}, TEC)$, que define que n tarefas (*jobs*) devem ser processados em m máquinas sequencialmente, na mesma ordem em cada máquina, considerando tempos de *setup* dependentes da sequência, com a finalidade de minimizar os critérios de desempenho *Makespan* e TEC.

O *flow shop* permutacional com considerações ambientais foi estudado no trabalho de Ramezani, Vali-Siar e Jalalian (2019). Em seu estudo, os autores apresentam as seguintes hipóteses para o problema:

- Todas as máquinas estão sempre disponíveis e não existem falhas;
- Todos os *jobs* (tarefas) estão disponíveis no instante inicial;
- Cada uma dos n *jobs* pertencentes ao conjunto $J = 1, 2, \dots, n$ deve ser processado em m máquinas pertencentes ao conjunto $M = 1, 2, \dots, m$ sequencialmente na mesma ordem e cada máquina só pode processar um *job* por vez;
- Existe um tempo inicial de *setup* para o primeiro *job* na sequência em todas as máquinas;
- Os tempos de *setup* não estão incluídos nos tempos de processamento. Eles são dependentes da sequência, ou seja, a duração dos tempos de *setup* depende tanto do *job* atual quanto do consecutivamente anterior;
- Os tempos de *setup* são antecipados, ou seja, os tempos de *setup* podem ser iniciados antes que o *job* correspondente fique disponível na máquina;
- Pode haver a ocorrência de tempos ociosos para as máquinas;
- Cada máquina será desligada após a conclusão do último *job*.
- Considera-se três níveis de velocidades nas máquinas (lento, médio e rápido) que são utilizados para alcance da economia de energia.

A Tabela 1, apresenta a notação dos termos utilizados no modelo matemático, o qual é posteriormente apresentado.

Tabela 1 – Descrição dos termos utilizados

Notação	Descrição
j, k	Índices para tarefas $j, k = 1, 2, \dots, n$
i	Índices para máquinas $i = 1, 2, \dots, m$

l	Índices para níveis de velocidade de processamento $l = 0, 1, 2$ (velocidade lenta, normal e rápida respectivamente)
n	Número de tarefas
m	Número de máquinas
sp_l	Fator de velocidade de processamento l
p_{ij}	Tempo de processamento da tarefa j na máquina i
st_{ijk}	Tempo de <i>setup</i> dependente da sequência para a mudança da tarefa j para a tarefa k na máquina i
λ_l	Fator de conversão para a velocidade de processamento l
ϑ_i	Fator de conversão para o tempo ocioso na máquina i
π_i	Potência da máquina i
M	Um número grande
s_{ij}	Tempo inicial da tarefa da tarefa j na máquina i
o_{ij}	Tempo de <i>setup</i> para a tarefa j na máquina i se a tarefa j é a primeira tarefa na sequência $\forall_i \neq k$
c_{ij}	Tempo de conclusão da tarefa j na máquina i
θ_i	Tempo ocioso na máquina i
∂_j	1 se a tarefa j é a primeira tarefa, 0 se contrário
x_{jk}	1 se a tarefa precede a tarefa k , 0 se contrário ($j \neq k$)
y_{ijl}	1 se a tarefa j é processada no nível de velocidade l na máquina i , 0 se contrário
C_{max}	<i>Makespan</i> , o tempo de conclusão da última tarefa denominada n na última máquina m
TEC	Consumo total de energia

Fonte: O Autor (2024).

O Modelo de Programação Linear Inteira Mista (MPLIM) multiobjetivo para minimizar as medidas de desempenho C_{max} e TEC é apresentado abaixo:

$$\text{Min } C_{max} \quad (1)$$

$$\text{Min } TEC \quad (2)$$

Sujeito a:

$$C_{max} \geq C_{mj} \quad \forall_j = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$M(1 - \partial_j) + o_{ij} \geq s_{ijj} - c_{(i-j)j} \quad i = 2, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$s_{ij} \geq c_{(i-j)j} + o_{ij} \quad i = 2, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$s_{1j} \geq st_{1jj}\partial_j \quad j = 1, \dots, n \quad (6)$$

$$c_{ij} \geq s_{ij} + \frac{p_{ij}}{sp_l} y_{ijl} \quad i = 2, \dots, m; j = 1, \dots, n; l = 1, 2, 3 \quad (7)$$

$$s_{ik} \geq c_{ij} - M(1 - x_{jk}) + st_{ijk}x_{jk} \quad i = 1, \dots, m; j, k = 1, \dots, n; |j \neq k \quad (8)$$

$$s_{ij} \geq c_{ik} - Mx_{jk} + st_{ikj}(1 - x_{jk}) \quad i = 1, \dots, m; j, k = 1, \dots, n; |j \neq k \quad (9)$$

$$\sum_{l=1}^3 \partial_j = 1 \quad (10)$$

$$\sum_{l=1}^3 y_{ijl} = 1 \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (11)$$

$$\theta = C_{max} - \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^3 \frac{p_{ij}}{sp_l} y_{ijl} \quad i = 1, \dots, m \quad (12)$$

$$TEC = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^3 \frac{\pi_i p_{ij} \lambda_l}{60 sp_l} y_{ijl} + \sum_{i=1}^m \frac{\vartheta_i \pi_i}{60} \theta_i \quad (13)$$

$$s_{ij} \geq 0 \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (14)$$

$$c_{ij} \geq 0 \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (15)$$

$$o_{ij} \geq 0 \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (16)$$

$$\theta_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, m \quad (17)$$

$$\partial_j \in \{0, 1\} \quad j = 1, \dots, n \quad (18)$$

$$x_{jk} \in \{0, 1\} \quad j, k = 1, \dots, n \quad (19)$$

$$y_{ijl} \in \{0, 1\} \quad i = 2, \dots, m; j = 1, \dots, n; l = 1, 2, 3 \quad (20)$$

$$C_{max} \geq 0 \quad (21)$$

$$TEC \geq 0 \quad (22)$$

Conforme é definido por Ramezani, Vali-Siar e Jalalian (2019):

As funções (5.1) e (5.2) representam a minimização dos critérios de desempenho, C_{max} e TEC , respectivamente. C_{max} é a representação do nível de serviço e TEC é conhecida como uma métrica de sustentabilidade. As restrições (5.3) calculam C_{max} . Isto ocorre após a conclusão do último trabalho na última máquina. Como os tempos de *setup* antecipados são assumidos, as restrições (5.4) determinam a duração do deslocamento de *setup* apenas para o primeiro trabalho em todas as máquinas, exceto para a primeira máquina. Isso permite que o *setup* em cada máquina seja iniciado antes que o primeiro trabalho na máquina anterior seja concluído. As restrições (5.5) garantem que o instante de tempo inicial de uma tarefa em todas as máquinas, exceto na primeira máquina, seja maior ou igual ao tempo de conclusão da mesma tarefa na máquina anterior mais a duração do tempo de *setup* (se o tempo de *setup* existir). As restrições (5.6) estabelecem que uma tarefa começa na primeira máquina após terminar seu tempo de *setup* correspondente. As restrições (5.7) garantem que o tempo de conclusão de uma tarefa em uma máquina seja maior ou igual ao seu tempo de início mais seu tempo de processamento. As restrições (5.8) e (5.9) determinam a sequência de tal forma que o instante de início de uma tarefa seja maior ou igual ao tempo de conclusão da tarefa anterior na mesma máquina mais a troca de *setup*. A restrição (5.10) garante que haja apenas uma primeira tarefa (*job*). As restrições (5.11) garantem que haja apenas um nível de velocidade para cada tarefa em cada máquina. As restrições (5.12) e (5.13) calculam o tempo ocioso das

máquinas e o *TEC*, respectivamente. As restrições (5.14) a (5.17) e as restrições (5.21) e (5.22) definem que as respectivas variáveis são não negativas. As restrições (5.18) a (5.20) definem que as respectivas variáveis são binárias.

No próximo capítulo serão apresentadas, respectivamente, uma revisão da literatura sobre problemas de *flow shop* permutacional com e sem considerações ambientais e uma análise bibliométrica da temática que envolve o *flow shop* com aspectos verdes.

3 REVISÃO DA LITERATURA E ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

Neste capítulo é apresentado o levantamento de trabalhos relacionados à aplicação de heurísticas e meta-heurísticas para problemas de *flow shop* permutacional tradicionais e com considerações ambientais. Posteriormente, será apresentada uma análise bibliométrica que teve como objetivo avaliar e mapear a produção do conhecimento científico sobre o sequenciamento da produção em ambientes *flow shop* envolvendo aspectos ambientais.

3.1 REVISÃO DA LITERATURA

3.1.1 Problemas de *flow shop* permutacional (PFSP)

As primeiras resoluções para o problema de *flow shop* permutacional (PFSP) se apropriavam de métodos de enumeração. Porém, conforme Lenestra e Rinnoy (1997) por se tratarem de problemas do tipo NP-*Hard*, exigiam alto custo computacional, restringindo suas soluções a problemas de pequeno e médio porte. Assim, para lidar com problemas de dimensões mais elevadas, estudiosos propuseram ao longo dos anos o uso de técnicas conhecidas como heurísticas e meta-heurísticas.

Neste contexto, Nawaz, Enscore, Ham (1983) desenvolveram uma heurística construtiva denominada NEH para o problema *flow shop* permutacional, tendo como principal objetivo minimizar o *Makespan* em ambientes de sequenciamento estático e dinâmico. A heurística de NEH é um procedimento que prioriza tarefas com maior tempo de processamento em todas as máquinas e possui duas características cruciais para obtenção de bons resultados: o arranjo da lista candidata inicial e a fase de inserção de tarefas. Os autores dividiram a heurística em dois estágios: o primeiro é considerado como a geração de uma ordem inicial de tarefas respeitando um valor indicado, e o segundo é descrito como a inserção interativa de tarefas em uma sequência parcial de acordo com a ordem inicial do primeiro estágio. Os resultados mostraram-se satisfatórios, sendo esse método heurístico considerado como o mais conceituado e citado ao longo dos anos, devido sua simplicidade e eficácia na construção de soluções iniciais para o PFSP.

Alguns anos depois Taillard (1990) apresentou uma modificação no algoritmo de NEH, construindo a partir deste um método de aceleração para reduzir a complexidade computacional na solução de problemas *flow shop*, conhecido em sua homenagem como heurística de NEHT. O autor apresentou duas versões utilizando a técnica de paralelização

para a meta-heurística *Tabu Search* com o propósito de reduzir os inevitáveis tempos de cálculo expansivos necessários. Essas estratégias possibilitaram o melhoramento da qualidade média das soluções quando executadas por mais tempo, ou seja, foi reduzida a complexidade computacional para encontrar a melhor posição de inserção. Assim, foram comparados os resultados do NEHT com uma implementação eficiente do algoritmo NEH e concluiu-se que a busca tabu obtém melhores resultados.

Ríos-Mercado e Bard (1998) propuseram uma heurística aprimorada para o NEHT de Tailard (1990) com o objetivo também de minimizar o *Makespan*, levando consideração tempos de *setup* dependes. Para isso, os autores utilizaram uma extensão da heurística NEHT e um procedimento de busca adaptativa aleatória gulosa (GRASP). Ambas as heurísticas propostas foram comparadas a um algoritmo baseado no problema do caixeiro viajante (TSP). Além disso, procedimentos de busca local foram desenvolvidos e adaptados a cada uma das heurísticas, e um esquema de limite inferior bifásico foi apresentado. Notou-se que em situações onde os tempos de *setup* são entendidos como uma ordem de grandeza menor do que os tempos de processamento, as novas abordagens mostram-se superiores à heurística baseada em TSP. O método heurístico ficou conhecido como heurística de NEHT-RB, apresentando resultados satisfatórios, contribuindo ainda mais para os avanços no estudo do PFSP.

Ainda com o objetivo de minimizar a medida de desempenho *Makespan*, Zobolas *et al.* (2009) utilizaram pela primeira vez o *Genect Algorithm* (GA) combinado com a meta-heurística VNS (*Variable Neighborhood Search*) para solucionar um problema de *flow shop* permutacional. Os autores propõem uma meta-heurística híbrida para a minimização do *Makespan*. A abordagem da solução é considerada rápida, robusta e estruturada de forma simples, e compreende três componentes: um método de geração de população inicial baseado em uma heurística construtiva aleatória gananciosa, um algoritmo genético (GA) para evolução da solução e uma busca de vizinhança variável (VNS) para melhorar a população. Os resultados mostraram que a meta-heurística híbrida proposta foi capaz de alcançar soluções de alta qualidade em tempos computacionais curtos. Além disso, requer poucos parâmetros definidos pelo usuário, tornando-se aplicável a problemas reais de *flow shop scheduling*.

Seguindo com este raciocínio, Xie *et al.* (2014) estudaram o PFSP, propondo um algoritmo híbrido de Otimização Baseada em Ensino-Aprendizagem (HTLBO). O algoritmo foi estruturado de modo a contribuir para a evolução de soluções; para isso foi empregada a busca de vizinhança variável (VNS) para melhoria rápida da solução obtida. Nesse sentido, os

autores buscaram determinar a melhor sequência de tarefas com minimização do critério *makespan* e a minimização do critério de atraso máximo, respectivamente. Assim, comparações experimentais sobre instâncias públicas de teste de PFSP com outros algoritmos competitivos foram realizadas mostrando a real eficácia do algoritmo proposto.

González-Neira *et al.* (2017) exploram a versão estocástica do problema de *flow shop* permutacional, considerando os tempos de processamento dos *jobs* na primeira etapa e os tempos de montagem na segunda etapa, assumindo valores aleatórios. Com o objetivo de minimizar o *makespan* esperado, os autores combinam simulação e a meta-heurística *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP). A abordagem também integra técnicas de randomização e simulação tendenciosas dentro de uma estrutura meta-heurística. Assim, uma série de experimentos computacionais contribuem para ilustrar a eficácia do método desenvolvido para solucionar o problema. Seguindo a mesma linha de pesquisa, Hatami *et al.* (2018) também abordam o PFSP com tempos de processamento estocásticos. Os autores propõem um algoritmo simheurístico para minimizar o *makespan* esperado, utilizando a combinação de simulação e *Iterated Local Search* (ILS).

Pan *et al.*, (2019) desenvolveram um estudo em um ambiente *flow shop* permutacional, utilizando três heurísticas e quatro meta-heurísticas para avaliar o critério de tempo de fluxo total (ou *total flowtime*). No estudo, foram utilizadas tecnologias avançadas e eficazes, baseadas em busca local referenciada, além de uma estratégia para escapar de ótimos locais e um método aprimorado de busca intensiva para as meta-heurísticas utilizadas, obtendo assim resultados importantes para ambas abordagens. Também foi explorado o conhecimento específico do problema e as acelerações para avaliar soluções vizinhas. Os resultados desse estudo mostraram que tanto a heurística construtiva quanto as meta-heurísticas apresentadas são muito eficazes para resolver o problema de *flow shop* permutacional distribuído com a função objetivo de *flowtime* total.

Khare e Agrawal (2020), por sua vez, propuseram uma meta-heurística *Iterated Greedy* com componentes baseados na meta-heurística *Simulated Annealing* e na meta-heurística *Large Neighborhood Search* (com operadores *destroy-and-repair*) para resolver um problema de *flow shop* permutacional descentralizado – que se distingue do caso anterior por considerar múltiplas unidades de produção – com o objetivo de minimizar o tempo total de atraso para a conclusão das tarefas. Os pesquisadores apresentam, respectivamente, um modelo de programação linear inteira mista, duas heurísticas, a otimização híbrida discreta de Harris Hawks e uma variante aprimorada do algoritmo *iterated greedy* para resolver o problema considerado. Neste trabalho, o conhecimento específico do problema é explorado, e

tecnologias eficazes, como *path relinking* e busca local de sub-sequência aleatória/ponto único, são utilizadas para melhorar os algoritmos propostos. Ademais, os operadores e parâmetros dos algoritmos são analisados e calibrados usando o *design* de experimentos. Os algoritmos apresentados foram comparados com outras sete meta-heurísticas conhecidas da literatura, demonstrando resultados estatisticamente sólidos que mostram a eficácia dos algoritmos apresentados para o problema estudado.

Tavares, Bastos e Reis (2020) estudaram um PFSP objetivando a minimização do *Total Completion Time* (TCT) do processo. Os autores buscaram solucionar o problema através da aplicação das metas-heurísticas *Variable Neighborhood Descent* (VND) e *Iterated Local Search* (ILS). O processo de construção da solução inicial apropriou-se de um algoritmo de caráter aleatorizado e a método de NEH, sendo as buscas locais realizadas a partir da incorporação das meta-heurísticas de refinamento de resultados. Neste estudo, os métodos foram aplicados ao conjunto de instâncias proposto por (Taillard 1993) e tiveram seus respectivos desempenhos comparados às melhores soluções conhecidas na literatura a fim de conferir sua eficácia. Desta forma, foi verificado que o método NEH garante uma solução inicial de alta qualidade e, associado ao ILS, gera melhores resultados finais com tempo computacional razoável.

Silva, Valente e Schaller (2022) consideraram quatro meta-heurísticas: *Iterated Local Search* (ILS), *Iterated Greedy* (IG), *Variable Greedy* (VG) e *Steady-State Genetic Algorithms* (SSGA) para um problema de *flow shop* permutacional com atraso quadrático ponderado e a partir delas desenvolveram para cada uma delas quatro versões, diferindo na escolha da sequência inicial e/ou busca local, apresentando resultados robustos e promissores. As quatro meta-heurísticas mostram-se robustas em relação à solução inicial e ao método de busca local, uma vez que ambos têm pouco efeito no desempenho das meta-heurísticas. O aumento do limite de tempo melhora o desempenho de todos os procedimentos. Ainda assim, uma melhoria considerável é obtida mesmo para o limite de tempo mais baixo. Portanto, percebe-se que mesmo sob limites de tempo restritivos, as meta-heurísticas superam significativamente o melhor procedimento existente.

Teixeira, Subramanian e Kramer (2023) apresentaram um estudo sobre *flow shop* com bloqueio para minimização do *Makespan*. Os autores propuseram um algoritmo populacional híbrido que usa em sua estrutura um operador *ruin-and-recreate* juntamente de uma busca local baseada na meta-heurística *Variable Neighbourhood Descent* (VND). No procedimento adotado, os indivíduos são submetidos à busca local através da VND, sendo esta constituída de três vizinhanças que consideram métodos de aceleração de busca. Além disso, um

mecanismo de gerenciamento de diversidade populacional é aplicado com o intuito de evitar que o algoritmo fique preso em ótimos locais. Os experimentos computacionais realizados em 120 instâncias de *benchmark* mostraram que o método proposto foi capaz de obter soluções competitivas quando comparadas com a literatura.

3.1.2 Problemas *flow shop* com considerações ambientais

A literatura apresenta estudos recentes com aplicações de variados métodos para solucionar problemas na programação da produção. A seguir apresentam-se trabalhos sobre o sequenciamento da produção em ambientes *flow shop* com aspectos ambientais.

Uma formulação de programação inteira indexada no tempo é apresentada por Zhang *et al.* (2014), buscando minimizar o custo da eletricidade e a pegada de carbono sob tarifas de tempo de uso, sem comprometer o rendimento da produção. Os pesquisadores consideraram um problema *flow shop* com 8 processos operando em um dia típico de verão. Os resultados sugerem que transferir o uso de eletricidade de horas de pico para horas intermediárias ou fora do pico, ao reduzir o custo de eletricidade, pode aumentar as emissões de CO₂ em regiões onde a carga base da rede é atendida por eletricidade de usinas a carvão. O *trade-off* entre minimizar o custo da eletricidade e reduzir as emissões de CO₂ é mostrado através de uma fronteira de Pareto.

O estudo de Mansouri *et al.* (2016) expõe parâmetros de desempenho em serviços com destaque no critério de consumo de energia na programação da produção no chão de fábrica. Nesta pesquisa, empregou-se a exploração do ajuste de velocidades das atividades de usinagem como estratégia de economia de energia. Os autores criaram um modelo multi-objetivo para minimizar o *makespan* e o consumo total de energia (TEC) e também uma heurística construtiva para obter uma boa estimativa sobre o desempenho do *makespan* e o TEC, ambos apresentaram resultados positivos e podem ser utilizados para decidir em que determinado momento é mais vantajoso otimizar os parâmetros (*makespan* ou TEC) um em detrimento do outro. A fronteira de Pareto incluiu soluções que vão desde programações aceleradas e intensivas em energia até programações prolongadas e energeticamente eficientes, servindo como um auxílio visual para os planejadores de produção e vendas considerarem o consumo de energia explicitamente na tomada de decisões rápidas ao negociar com os clientes nas datas de vencimento. O trabalho forneceu *insights* gerenciais analisando as áreas ao longo da fronteira de Pareto onde a economia de energia pode ser justificada às custas da redução do nível de serviço e vice-versa.

Lu *et al.* (2017) criaram um algoritmo híbrido com abordagem multiobjetivo, a fim de obter uma estratégia de eficiência energética e determinar um *trade-off* entre o *makespan* e o consumo de energia para um problema de *flow shop permutacional* incorporando aspectos ambientais em uma indústria de manufatura. No estudo, uma programação energeticamente eficiente com tempos de transporte controláveis é modelada com apresentação de um novo algoritmo de busca multiobjetivo. Um cenário de economia de energia é desenvolvido para garantir simultaneamente a capacidade de manutenção das máquinas e a economia de energia. Em contrapartida, um problema de *flow shop* flexível também considerado multiobjetivo (*i.e.*, com o intuito de minimizar a pegada de carbono total e o tempo máximo de conclusão (*makespan*)), é proposto por Wu, Chen e Cui (2018) buscando analisar a energia renovável sob a perspectiva da pegada de carbono em sistemas de produção. Os pesquisadores apresentaram as seguintes contribuições: o desenvolvimento de um algoritmo de programação de baixo carbono que usa energia renovável para reduzir a pegada de carbono; um algoritmo genético híbrido de classificação não dominada com busca local variável e uma nova representação cromossômica para enriquecer a representação do *flow shop* flexível.

Ramezani, Vali-Siar e Jalalian (2019) utilizaram meta-heurísticas e heurísticas em um problema de *flow shop* permutacional com tempos de *setup* dependentes da sequência, através da abordagem *Green Scheduling Problem*. O algoritmo heurístico construtivo proposto pelos autores inclui *iterated greedy* (CHIG) e *local search* (CHLS). O trabalho considerou a minimização do *makespan* como medida do nível de serviço e a minimização do consumo total de energia como medida de sustentabilidade ambiental. Os resultados confirmam que o algoritmo heurístico obtém soluções não-dominadas de alta qualidade em comparação com o método de restrição aumentada. Além disso, ficou evidente que o CHIG supera o CHLS. A pesquisa segue um estudo de caso aplicado, com análise aprofundada do modelo e do algoritmo heurístico construtivo.

Foumani e Smith-miles (2019) desenvolveram um estudo a respeito da programação *flow shop* com o objetivo de minimizar o *Makespan*, considerando três políticas de redução de carbono: impostos sobre emissões, linhas de base sobre emissões e esquemas de comércio de emissões. Os autores apresentaram melhorias em um sistema misto de *Green Flow Shop Scheduling* e em seguida um esquema de programação bi-objetivo para obter uma solução em cada uma das políticas apresentadas. Os resultados computacionais obtidos para os modelos construídos foram usados para demonstrar a coexistência entre as políticas verdes e interesses financeiros.

Faraji e Behnamian (2020) atualizaram o estado da arte preocupando-se em explorar a lacuna de conhecimento em torno de uma questão energética considerando a incerteza. O estudo apresentou um problema de *flow shop* permutacional para m -máquinas, onde foi levado em consideração duas funções objetivos, a minimização do *makespan* e o consumo total de energia. Os autores buscaram equilibrar o consumo de energia no sistema produtivo e reduzir os impactos ambientais, lidando com aspectos relacionados à incerteza para obter uma tomada de decisão mais assertiva. No trabalho, foram propostas uma formulação matemática e uma estimativa baseada em cenários do algoritmo de distribuição. O algoritmo proposto, como método prático mostrou-se formidável, fornecendo uma visão aprofundada sobre o problema e, devido ao número adequado de soluções na fronteira de Pareto, o tomador de decisões tem mais opções em comparação com um outro algoritmo.

Marimin e Farhan (2020) conduziram uma análise de desempenho que avaliou os resultados da otimização de um sistema *Flow Shop Flexível* (FFS) utilizando o método de Algoritmo Genético (GA), em substituição a um sistema prévio de FFS manual que não era sustentável, em uma fábrica de embalagens flexíveis. O principal objetivo da otimização foi a minimização do *makespan*. Como resultado da implementação dessa otimização, observou-se uma significativa melhoria no processo de produção, tornando-o mais eficiente e sustentável. Especificamente, foram alcançados os seguintes benefícios: redução do *makespan* em 135 horas; diminuição do tempo de atraso em 123 horas; queda de 1755 unidades de tempo ocioso (máquina * horas); aumento da eficiência do motor em 5,58% e redução de 23664 KWh de energia elétrica consumida, o que equivale a evitar a emissão de 16731 Kg de CO₂. Esses resultados indicam não apenas melhorias quantitativas significativas nas métricas operacionais, mas também evidenciam um impacto positivo substancial nos aspectos ambientais, refletindo uma transição bem-sucedida para um sistema mais eficiente e sustentável.

Mou *et al.* (2021) examinaram o problema de *flow shop* permutacional inverso distribuído em prol de obter a minimização do ajuste e do consumo de energia simultaneamente. O problema foi resolvido por meio do uso de um algoritmo híbrido populacional com um link de busca cooperativa de população dupla, sendo este baseado em um mecanismo de aprendizagem. O algoritmo desenvolvido foi comparado com outras abordagens para escalonamento inverso distribuídas e avaliadas por resultados satisfatórios em diferentes conjuntos de problemas de *flow shop* permutacional inverso distribuído.

Yin *et al.* (2021) apresentaram um modelo de *flowshop* com duas linhas para abordar o problema de manufatura circular de borracha. A incorporação do conceito de fabricação

circular no contexto da produção de borracha visa beneficiar-se da redução de desperdício de material, economia de custos e prevenção da contaminação ambiental decorrente do descarte de borracha. A estratégia de implementar duas linhas de produção é orientada para a minimização do makespan em todos os estágios de processamento, permitindo que os resíduos gerados na primeira linha sejam prontamente reutilizados pela segunda linha. Para abordar eficientemente o CRMP, foi inicialmente desenvolvida uma formulação matemática específica, seguida da implementação de um algoritmo genético customizado, adaptado às características singulares do CRMP. Os resultados indicaram que o algoritmo genético desenvolvido superou as heurísticas tradicionais em termos de redução do *makespan*. Essa abordagem inovadora demonstra a eficácia do modelo proposto no contexto da manufatura circular de borracha, contribuindo para a otimização dos processos de produção e a minimização do impacto ambiental associado.

Viagas, Prata e Framinam (2022) aplicaram a meta-heurística *Iterated Local Search*, baseada no caminho crítico em um problema de *flow shop* permutacional com tempos controláveis e considerações ambientais, apresentando várias teorias para o problema e comparando o método com as meta-heurísticas mais promissoras da literatura. O estudo buscou otimizar o *makespan* e o custo total ou consumo total de energia/carbono. Os autores desenvolveram uma variedade de métodos de busca local baseados em caminhos críticos. A meta-heurística incorpora diversos resultados teóricos para acelerar a busca de soluções na fase de intensificação. Os resultados computacionais mostram o excelente desempenho da proposta apresentada.

Um algoritmo evolutivo de Pareto foi proposto por Huang *et al.* (2023) para um problema de *flow shop* permutacional heterogêneo e distribuído com objetivo de minimizar o *Makespan* e o Consumo Total de Energia (TEC). Também com a finalidade de minimizar as medidas de desempenho citadas anteriormente, só que em um problema de *flow shop* híbrido, Tang *et al.* (2023) propuseram um algoritmo genético de dupla população aprimorado com uma série de melhorias, que incluem o desenho de um método de codificação genética de três camadas, técnicas hierárquicas de cruzamento e mutação, e o desenvolvimento de um operador adaptativo que considerasse similaridade gênica e valores de aptidão cromossômica. Ambos trabalhos apresentaram resultados satisfatórios, através da construção de algoritmos robustos que quando testados e comparados com instâncias da literatura, mostram-se com melhor eficiência e superioridade.

Barbosa, Ferreira e Kramer (2023), realizaram um estudo bibliográfico de caráter bibliométrico utilizando a base de dados *Web of Science* com o objetivo de mapear e

quantificar a produção científica sobre a temática que envolve o sequenciamento da produção em ambientes *flow shop* com considerações ambientais. Os autores identificaram a forte e crescente preocupação de pesquisadores em incorporar aspectos verdes em problemas de *flow shop* ao longo dos anos. A análise bibliométrica apresentada permitiu pontuar e descrever os principais autores, países de origem das publicações, periódicos, citações, os autores mais referenciados, análises de redes de afinidades e cocitação, além de apresentar as características e os métodos de solução mais utilizados, apresentando assim indicadores sobre a dinâmica, tendência e evolução das informações científicas sobre a temática investigada.

Esta pesquisa de dissertação tem como diferencial a aplicação de um procedimento heurístico presente na literatura, associado ao contexto real de uma empresa de manufatura. Além de se realizar uma otimização do sequenciamento em um ambiente *flow shop* permutacional, o modelo aplicado é implementado no sistema de programação atualmente utilizado pela empresa. Sendo assim, essa pesquisa proporciona uma inovação tecnológica no dia a dia da organização, contribuindo em termos de eficiência e especialmente reduzindo os impactos ambientais provenientes dos seus processos produtivos.

3.2 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

A análise bibliométrica proposta nesta subseção teve como objetivo avaliar e mapear a produção científica, apresentando maiores indicadores sobre as características dos estudos que abordam os problemas em sistemas *flow shop* envolvendo considerações ambientais indexados na base de dados *Web of Science* (WoS) no período de 1954 até agosto de 2023. Uma versão mais detalhada desta análise pode ser encontrada em Barbosa, Ferreira e Kramer (2023). A seguir são apresentados os procedimentos metodológicos, os resultados e conclusões deste estudo de caráter bibliométrico.

3.2.1 Procedimentos metodológicos utilizados

Esta parte da pesquisa utiliza-se de fontes bibliográficas para identificar e quantificar dentro de um tema específico, autores, suas relações, tendências, características e o processo de disseminação do conhecimento, sendo, portanto, classificada como uma análise bibliométrica (Queiroz; Horácio, 2015). Segundo Alves *et al.* (2016), indicadores de desempenho bibliométrico são essenciais para avaliar o desempenho da produção científica,

tornando possível direcionamentos e estratégias de financiamentos de pesquisas nas mais diversas áreas.

O método adotado seguiu alguns dos passos apresentados no trabalho de Hordones *et al.* (2017) e o guia de orientações apresentadas por Donthu *et al.* (2021). Dessa forma, escolheu-se uma base de dados de artigos científicos indexados na *Web of Science* (WoS), publicados no período de 1954 (*e.g.*, ano que o pesquisador e matemático Johnson, propôs o primeiro algoritmo para um problema *flow shop*) até a atualidade, tendo em vista que a plataforma possui critérios renomados de tradição, credibilidade, visibilidade (Droescher; Silva 2015). Optou-se por analisar artigos científicos, pois são considerados fontes seguras e apresentam também rigor metodológico para publicação (Hordones *et al.*, 2017).

Foram utilizados indicadores bibliométricos como a Lei de *Zipf* capaz de investigar as distribuições de frequência do vocabulário de textos de determinado tema/área, a Lei de *Lotka*, utilizada para investigar as distribuições de frequência da autoria de artigos de determinado tema/área e a Lei de *Bradford*, empregada na investigação das distribuições de frequência do número de artigos publicados por periódicos de determinado tema/área (Soares *et al.*, 2018).

Identificou-se as principais características das publicações da amostra, tais como: ano da publicação, autores e sua produtividade, países de origem da pesquisa, palavras-chave, principais periódicos, características relevantes do *flow shop* com aspectos ambientais (*e.g.*, medidas de desempenho, configuração das máquinas, características ambientais, características tradicionais) e métodos de solução utilizados.

A pesquisa foi dividida em quatro etapas. Na primeira etapa foi definida a base de dados, onde foram selecionados os artigos da amostra, escolheu-se a *Web of Science* e delimitou-se um período de tempo para análise que compreende publicações de 1954 até 2023. Posteriormente, na segunda etapa, realizou-se uma busca por artigos, levando em consideração o Título (TI) das publicações relacionadas ao *flow shop* com considerações ambientais, utilizando descritores, juntamente dos operadores booleanos AND e OR, conforme a seguinte estrutura: ((TI=(*flow shop**) OR TI=(*flowshop**)) AND TI=(*sched**) AND (TI=(*green*) OR TI=(*sustainab**) OR TI=(*energ**) OR TI=(*carbon**) OR TI=(*nois**) OR TI=(*pollut**)) AND (AB=(*optim**) OR AB=(*maxim**) OR AB=(*minim**))).

Deste modo, foram encontrados 138 trabalhos, sendo 114 artigos de periódicos e 24 artigos de conferência, todos estes artigos foram lidos e analisados por meio do pacote *Bibliometrix* e do programa *VOSviewer*®, ambos permitiram gerar as redes de citação, cocitação e análise de palavras-chave. Na terceira etapa, utilizou-se o *Microsoft Excel* para a

tabular os dados da amostra referentes às características importantes do *flow shop* com considerações ambientais.

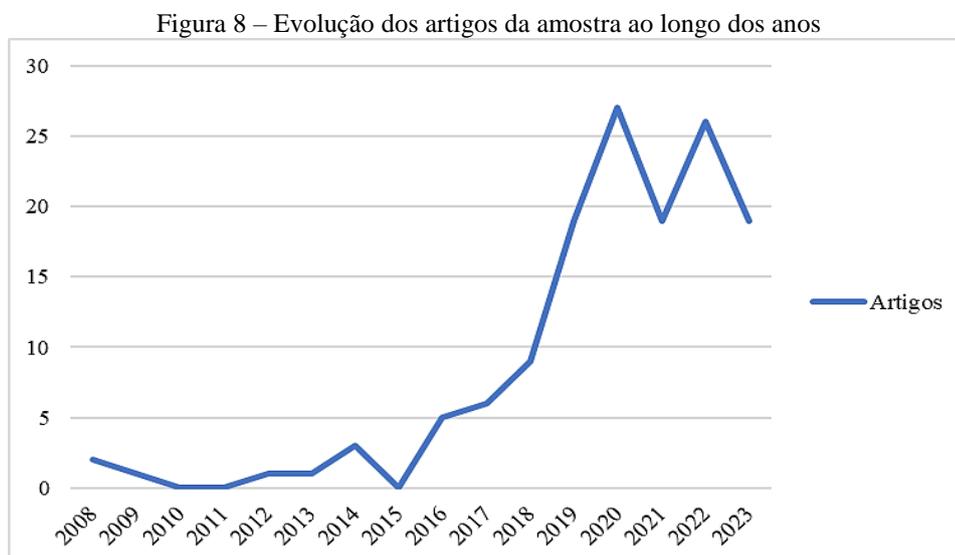
Por fim, a quarta e última etapa consistiu em organizar em tabelas, gráficos e figuras os dados relevantes dos artigos, analisando os resultados, a fim de responder os seguintes questionamentos: Quais são os principais autores? Quais países de origem? Quais são os principais periódicos nos quais os trabalhos foram publicados? Qual a média de citações por ano dos trabalhos? Quais os autores mais referenciados? Quais são as características mais estudadas no *flow shop* com aspectos ambientais? Quais são os métodos de solução mais utilizados?

3.2.2 Análise dos resultados obtidos

A análise dos resultados foi dividida em duas fases distintas, cada uma com o objetivo de responder aos questionamentos levantados anteriormente, permitindo assim, explorar de forma mais detalhada e abrangente os pontos identificados nos artigos analisados.

3.2.2.1 Primeira fase

A priori, buscou-se identificar as tendências de crescimento ou decréscimo em relação ao desenvolvimento de estudos na área de interesse desta pesquisa. O gráfico ilustrado na Figura 8 apresenta, para a amostra e período considerados, a quantidade de artigos publicados em cada ano.



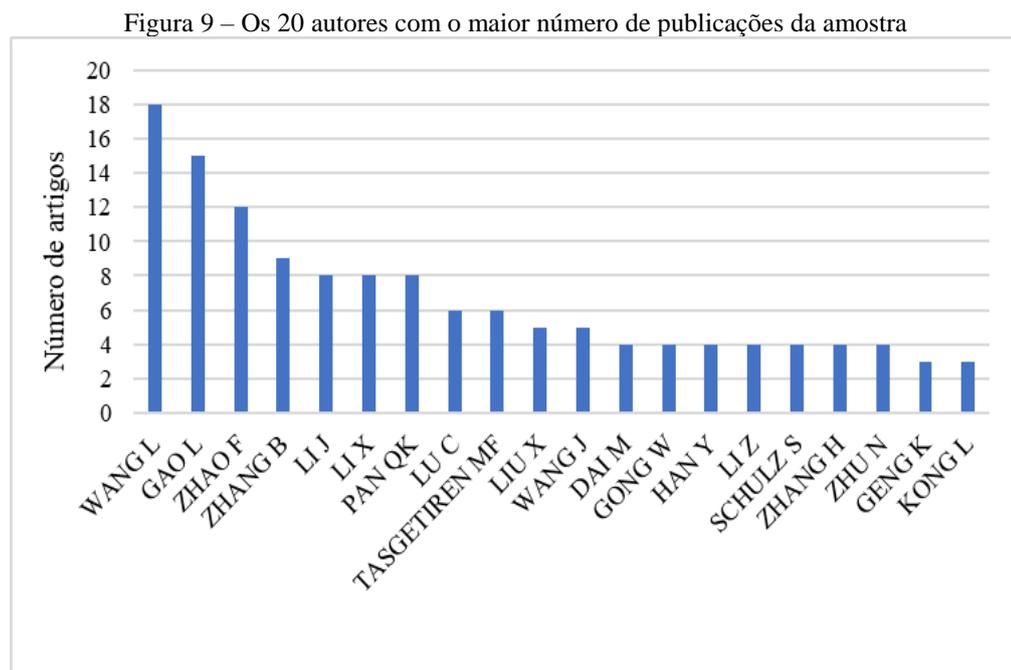
Fonte: O Autor (2023).

Analisando o gráfico da Figura 8, percebe-se que a primeira publicação relacionada a *flow shop* com considerações ambientais é do ano de 2008 e que deste período até 2015 foram encontradas poucas publicações. Entretanto, a partir de 2016, observa-se uma taxa de crescimento e estabilidade na frequência de artigos da amostra, com ênfase para o ano de 2020, que teve maior quantidade de trabalhos publicados.

A implementação de tecnologias mais limpas, a gestão eficiente de recursos e a redução do impacto ambiental tornaram-se metas importantes para as organizações industriais que buscam equilibrar o desenvolvimento econômico com a responsabilidade ambiental. O ritmo e a extensão da adoção da manufatura sustentável variam entre setores e regiões, entretanto a tendência global é clara: a sustentabilidade tornou-se uma consideração fundamental no cenário industrial, justificando o crescimento de pesquisas acerca do *Green Flow Shop Scheduling*.

Seguindo com a análise, foram identificados os principais autores, países de origem e periódicos em volume de publicações, conforme apresentado nas Figuras 9, 10 e 11, respectivamente.

A Figura 9 mostra a distribuição dos trabalhos por autor, onde foram considerados os 20 autores mais relevantes, *i.e.*, autores que mais produziram pesquisas sobre a temática deste estudo no período analisado. Os resultados mostram que os três mais produtivos, L. Wang, L. Gao e F. Zhao foram responsáveis por 45 publicações.



Fonte: O Autor (2023).

Analisando os artigos por país de origem, identificou-se que das 138 publicações selecionadas, 101 foram desenvolvidas na China, com o restante sendo distribuídas na Indonésia, Estados Unidos, Turquia, Irã, França, Reino Unido, entre outros (Figura 10). Portanto, conclui-se que grande parte das pesquisas que consideram aspectos ambientais em problemas *flow shop* são realizadas no Oriente, tal dado pode ser explicado pelo acentuado compromisso desses países com o avanço científico e tecnológico, e por fatores culturais e acadêmicos que consideram a valorização e o incentivo de pesquisas direcionadas a redução dos impactos ambientais gerados pela indústria.

Figura 10 – Distribuição das publicações da amostra por país de origem



Fonte: O Autor (2023).

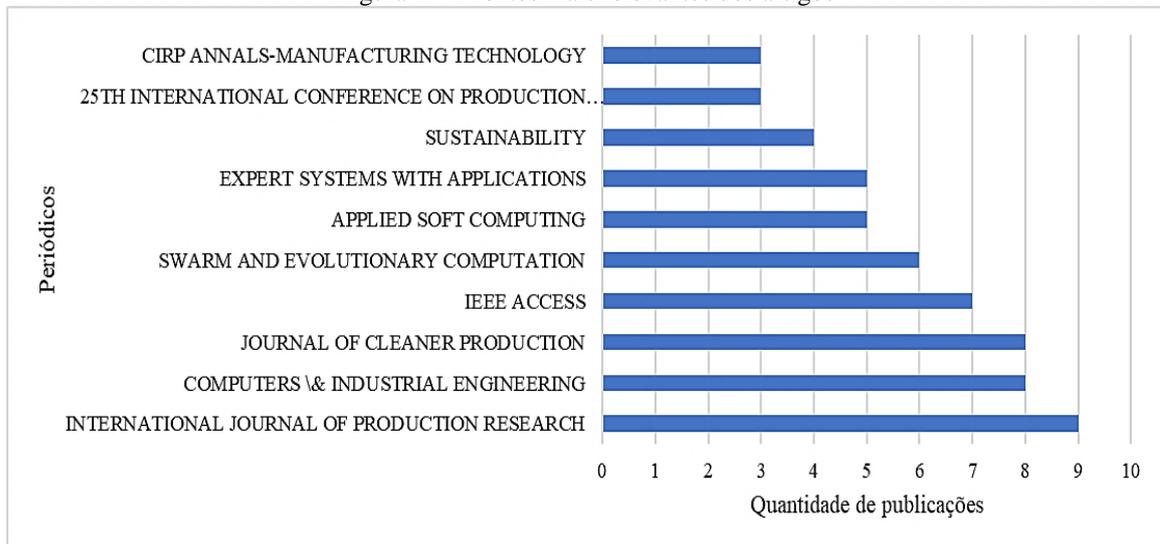
Além de observar os países onde existe forte ocorrência de estudos na temática abordada, outro fator relevante para esta pesquisa é também os periódicos com maior destaque em volume de publicações. O gráfico ilustrado na Figura 11 exhibe os periódicos que obtiveram maiores produções de artigos publicados na temática considerada.

Percebe-se que o periódico *International Journal of Production Research* contempla cerca de 6,52% do total dos trabalhos analisados, cabe ressaltar que esta revista possui fator de impacto igual a 9.018 (2021), segundo a base estatística *Journal Citation Reports* (JCR).

O fator de impacto de um periódico é uma métrica reconhecida internacionalmente que avalia a influência e relevância das publicações dentro de uma determinada área. Um fator de impacto alto, como o registrado pelo *International Journal of Production Research*,

sugere que os artigos publicados nessa revista são amplamente citados e considerados importantes dentro da comunidade acadêmica.

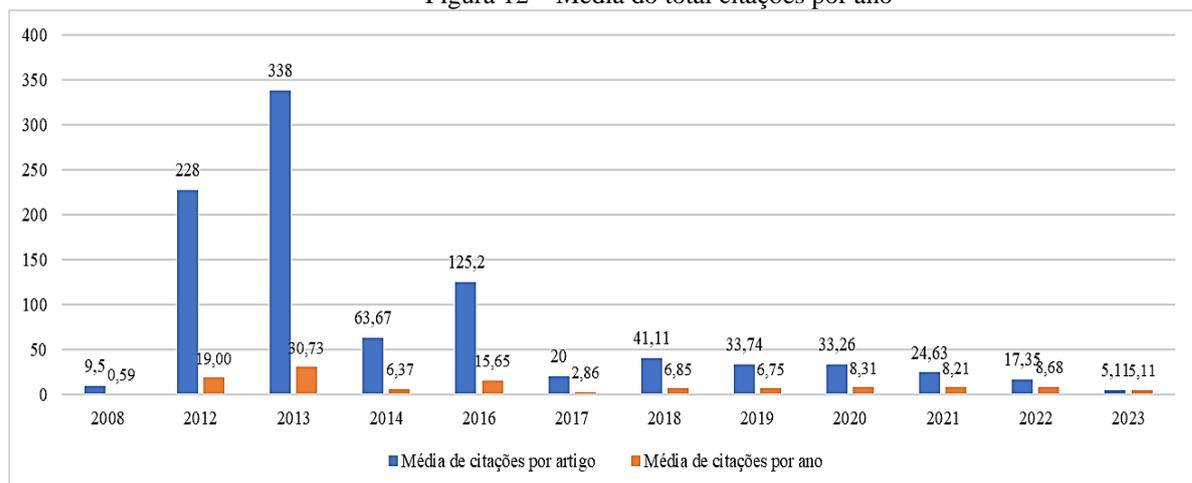
Figura 11 – Fontes mais relevantes dos artigos



Fonte: O Autor (2023).

A Figura 12 tem por finalidade identificar o comportamento e tendências de crescimento ou decréscimo das citações ao longo dos anos. A média de citações em um determinado ano é calculada pela razão entre o total de citações aos artigos publicados naquele ano e o número de anos que o artigo é citável (*i.e.*, a quantidade de anos que a publicação estaria disponível para ser citada).

Figura 12 – Média do total citações por ano



Fonte: O Autor (2023).

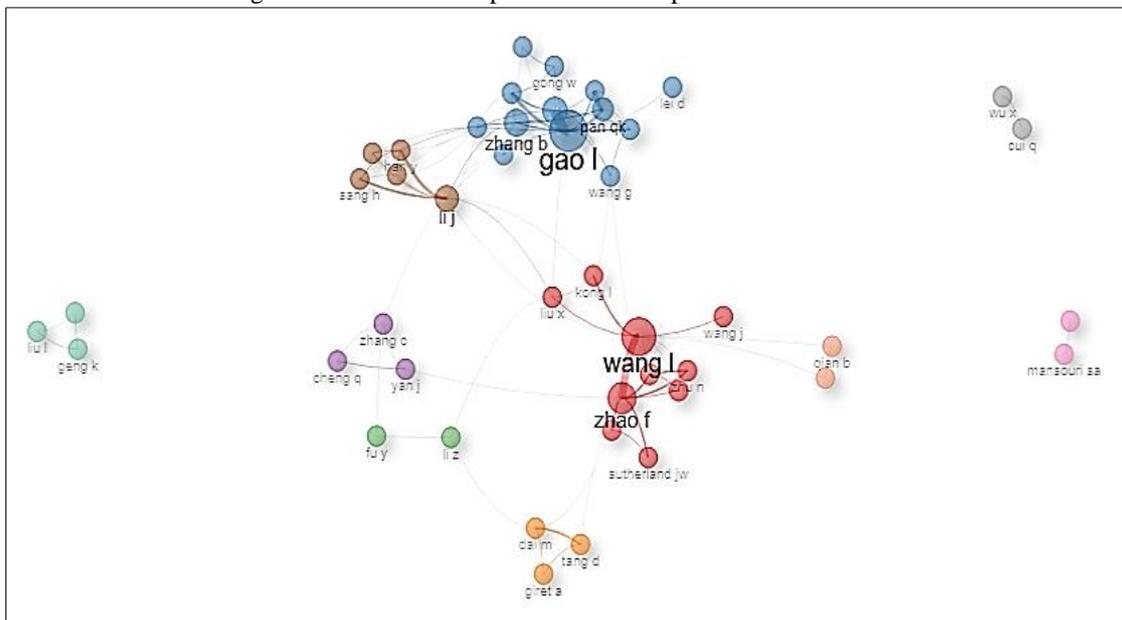
Comparando o gráfico da Figura 12 com o gráfico da Figura 8, infere-se que o crescimento de artigos publicados entre 2016 e 2021 pode ser uma possível causa da

diminuição da média de citação por artigo a partir de 2019, pois a média do total citações por artigo é determinada pelo quociente entre o total de citações e quantidade de artigos publicados no ano.

Com o objetivo de evidenciar a interação entre os diversos trabalhos e a afinidade entre os pesquisadores, foi criada a partir do *Bibliometrix* uma rede social entre os artigos da amostra, conforme ilustrado na Figura 13. A relação entre os elementos presentes é estabelecida pelo número de vezes que os autores se citam mutuamente. O tamanho dos ícones reflete a quantidade de vezes que cada artigo foi citado, enquanto as cores indicam grupos de nós altamente interconectados (coesos).

As redes sociais desempenham um papel relevante nas análises bibliométricas, pois oferecem uma variedade de contribuições para compreender o impacto e a disseminação da produção científica. É importante destacar que, embora as redes sociais ofereçam vantagens significativas na análise bibliométrica, é necessário considerar a qualidade e a confiabilidade das fontes de informação, bem como os desafios associados à precisão das métricas alternativas. A combinação de métricas tradicionais e alternativas fornece uma visão mais abrangente do impacto da pesquisa acadêmica (Donthu *et al.*, 2021).

Figura 13 – Rede social para a amostra e período considerados

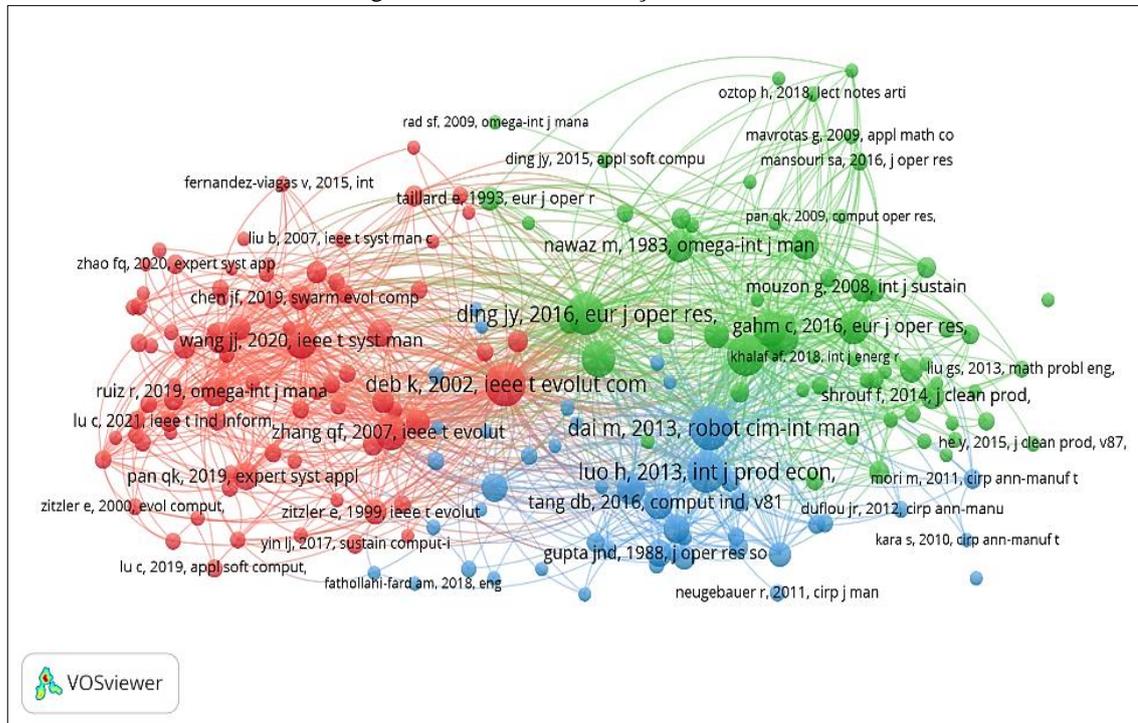


Fonte: O Autor (2023).

A rede de citação apresenta uma alta conectividade, com apenas 7 trabalhos isolados em redes ou comunidades distintas. Dessa forma, foi possível mapear as redes de colaboração entre os autores que trabalham em conjunto ou que estão colaborando em projetos de

pesquisa, revelando o potencial de interesse destes pesquisadores em continuar com mais pesquisas na área.

Figura 14 – Rede de cocitação da amostra



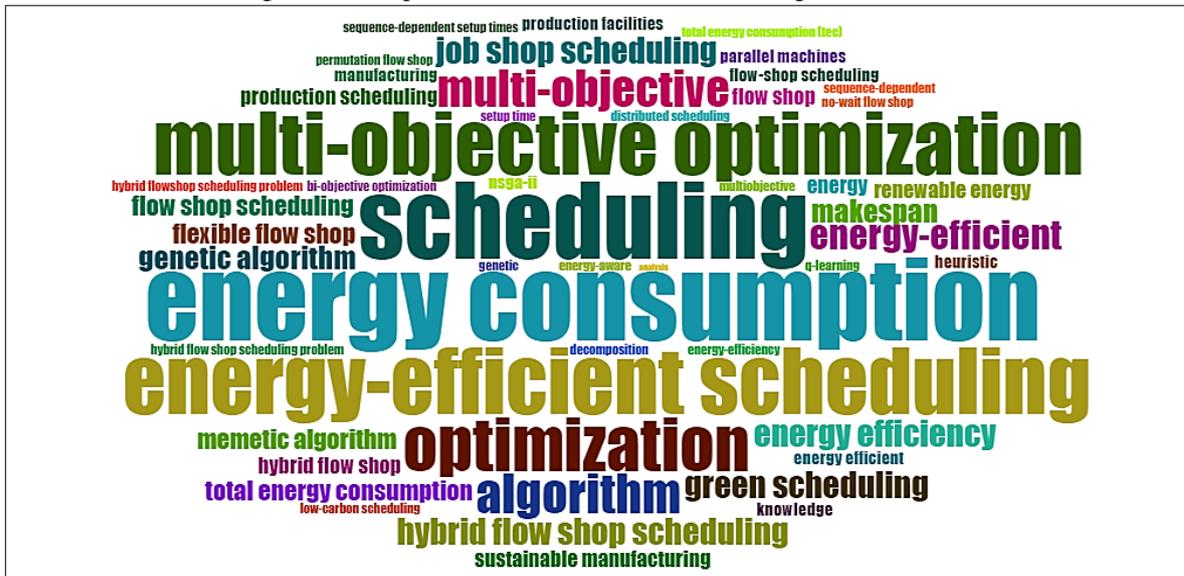
Fonte: O Autor (2023).

Para avaliar o grau de familiaridade entre dois ou mais artigos pelo número de documentos nos quais esses artigos são citados simultaneamente, foi realizada uma análise de cocitação por meio do *software VOSviewer* (Figura 14). Os ícones representam as referências dos artigos da amostra que foram citadas de modo conjunto pelo menos 5 vezes, sendo que suas cores e tamanhos foram determinados de acordo com os mesmos critérios da rede de citações anteriormente apresentada.

Observando a rede de cocitação (Figura 14), foi notado que os trabalhos de Deb *et al.* (2002), Dai *et al.* (2013), Ding *et al.* (2016) e Luo *et al.* (2013), foram os mais referenciados pela amostra. É possível visualizar três *clusters* de documentos representados pelas cores verde, azul e vermelho que indicam áreas de pesquisa específicas e tendências emergentes na temática analisada.

Esse tipo de análise fornece estruturas valiosas (*i.e.*, *clusters* temáticos, identificação de tendências emergentes, pontos de articulação, evolução temporal, identificação de colaboradores, entre outras) sobre a distribuição e a dinâmica do conhecimento neste campo de pesquisa.

Figura 15 – 50 palavras-chave identificadas nos artigos da amostra



Fonte: O Autor (2023).

Para a análise das palavras-chave, usou-se o *Bibliometrix* com a intenção de gerar uma *Wordcloud* (nuvem de palavras) que leva em consideração o número de vezes que cada palavra aparece nos artigos selecionados. Sendo assim, a partir dos 138 artigos indexados na WoS, foi possível identificar 441 palavras-chaves distintas, as 50 mais utilizadas são apresentadas na Figura 17. As 5 palavras de maior relevância foram: “*energy consumption*” (25), “*scheduling*” (23), “*energy-efficient scheduling*” (20), “*multi-objective optimization*” (19) e “*optimization*” (16).

3.2.2.2 Segunda Fase

Em um segundo momento, buscou-se analisar e quantificar os trabalhos com base nas características inerentes ao *flow shop scheduling problem* com considerações ambientais, que foram: medidas de desempenho, configuração das máquinas, características ambientais, características tradicionais e os métodos de solução. Os resultados obtidos são apresentados nas Tabelas 2, 3, 4, 5 e 6, respectivamente.

A Tabela 2, apresenta as medidas de desempenho otimizadas nos artigos selecionados. Verificou-se que a maioria dos estudos teve como objetivo minimizar o *Makespan* e o consumo total de energia (63,76%). Um ponto relevante é que a partir de 2015, começaram a surgir muitas pesquisas voltadas para a otimização desses dois objetivos em conjunto.

Tabela 2 – Percentual de artigos em relação as medidas de desempenho

Medidas de desempenho	Quantidade	Percentual (%)
<i>Makespan</i> e consumo de energia	88	63,76
Consumo de energia	16	11,59
Consumo de energia e atraso total	09	6,52
<i>Makespan</i> , consumo de energia e atraso total	07	5,07
<i>Makespan</i> e consumo de carbono	07	5,07
<i>Makespan</i> , consumo de energia e consumo de carbono	05	3,62
<i>Makespan</i> e poluição	04	2,90
Atraso total e consumo de carbono	02	1,45

Fonte: O Autor (2023).

Outro detalhe interessante, é que cerca de 92,6% dos trabalhos analisados empregavam a otimização multiobjetivo, uma vez que muitos problemas consideravam objetivos conflitantes entre si, como por exemplo, a minimização do *Makespan*, consumo de energia e atraso total.

Essa abordagem não apenas oferece uma perspectiva mais holística para a resolução de problemas, mas também pode levar a soluções mais robustas e adaptáveis. Ao invés de buscar uma solução ótima para um único objetivo, a otimização multiobjetivo permite identificar um conjunto de soluções pareto-eficientes, onde não é possível melhorar um objetivo sem piorar outro.

A Tabela 3 foi construída a partir dos dados que compreendem o tipo de configuração das máquinas nos trabalhos analisados, pois sabe-se que o ambiente de máquinas pode apresentar diferentes configurações, tanto referente à disposição das máquinas quanto ao quantitativo destas.

Tabela 3 – Percentual de artigos em relação a configuração das máquinas

Configuração das máquinas	Quantidade	Percentual (%)
Múltiplas máquinas ($m \geq 3$)	72	52,17
Híbrido	49	35,51
Duas máquinas	17	12,32

Fonte: O Autor (2023).

Nota-se que existe uma prevalência de estudos, cuja a configuração das máquinas se dá de forma: múltipla, (52,17%), híbrido (*i.e.*, usado para aumentar a capacidade da linha, adicionando-se máquinas em paralelo em determinados estágios do processo) (35,51%) e também por duas máquinas (12,32%). Isso pode ser explicado por razões de ordem teórica e prática, relacionadas a generalização dos problemas abordados, replicação de métodos e procedimentos, e até mesmo ao desenvolvimento de novas pesquisas na área.

A Tabela 4 mostra as características de caráter ambiental presentes nas publicações da amostra, tendo em vista o crescente esforço pela redução dos impactos ambientais, gerados por sistemas produtivos.

Tabela 4 – Percentual de artigos em relação as características ambientais

Características ambientais	Quantidade	Percentual (%)
Energia	116	84,06
CO ₂	12	8,70
CO ₂ e energia	06	4,35
Poluição (outros gases. Ruídos, poeira)	04	2,90

Fonte: O Autor (2023).

Observa-se que os artigos abrangem aspectos verdes ligados ao consumo de energia elétrica (84,06%), emissão de CO₂ (8,70%), CO₂ e energia (4,35%) e poluição (2,90%). O consumo de energia elétrica teve maior destaque nos trabalhos analisados, o que requer atenção, pois estudos comprovam que o alto consumo de energia elétrica no setor industrial, está diretamente relacionado à emissão de gases poluentes.

Uma vez analisadas as características ambientais, optou-se também por verificar o comportamento das publicações, de acordo com as propriedades tradicionais que envolvem os recursos e as tarefas em um sistema *flow shop*. Os resultados são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Características tradicionais no sistema *flow shop*

Características Tradicionais	Quantidade	Percentual (%)
<i>Prmu</i> – programação permutacional	34	24,64
<i>no-wait / no-idle</i>	17	12,32
Data de entrega	15	10,87
Bloqueio	15	10,87
Tempos de <i>setup</i>	46	33,33

Fonte: O Autor (2023).

Com base na Tabela 5, pode-se verificar que a maioria dos artigos trataram de restrições do tipo *prmu* (24,64%), seguido de restrições *no-wait/no-idle* (12,32%), data de entrega (10,87%), e de bloqueio (10,87%). Alguns artigos levaram em consideração algumas outras propriedades de restrição, como por exemplo, *multi-state* (8,70%), datas de liberação (4,35%) e priorização (4,35%). É importante salientar que do total analisado, 46 artigos (33,33%) consideraram tempos de *setup* em seu escopo.

A Tabela 6, mostra os métodos de solução usados pelos autores para resolver os problemas de *flow shop* com considerações ambientais, verifica-se que quase 75% dos artigos pertencentes à amostra utilizaram meta-heurísticas, com destaque para o *Genetic Algorithm*, a

Iterated Local Search, a Simulated Annealing, a Greedy Randomized Adaptative Search Procedure e a Variable Neighborhood Search.

Tabela 6 – Percentual de artigos em relação aos métodos de solução

Métodos de solução	Quantidade	Percentual (%)
Meta-heurísticas	103	74,64
Heurísticas	15	10,87
Métodos exatos e heurísticos	20	14,49

Fonte: O Autor (2023).

3.2.3 Conclusões da análise bibliométrica

Esta análise bibliométrica teve como objetivo investigar e mapear a produção científica de trabalhos que exploram o *flow shop scheduling* com considerações ambientais indexados na *WoS*, do ano de 1954 até agosto de 2023, buscando identificar tendências, lacunas, principais características e comportamentos nesta área de estudo. Para cumprir com o objetivo proposto foi realizado um mapeamento da produção científica, por meio de estratégias quantitativas, tal abordagem buscou obter *insights* e métricas objetivas sobre a produção, disseminação e o impacto do conhecimento gerado.

Neste sentido, analisou-se 138 artigos encontrados na base *WoS*, a partir da combinação de descritores relacionados à temática abordada. Os dados foram analisados e os resultados mostram que o assunto vem sendo constantemente explorado por autores e pesquisadores nos últimos 15 anos com novas formulações e aplicações para o problema, considerando a crescente preocupação em reduzir os impactos ambientais, ocasionados pelas atividades industriais na sociedade.

Por meio dessa análise bibliométrica foi possível compreender quais tópicos estão recebendo maior atenção e quais áreas estão ganhando destaque dentro da comunidade científica. Uma lacuna encontrada é a falta de estudos mais práticos ligados aos problemas de *flow shop* com considerações ambientais, visto que os problemas estudados ainda são bem científicos, onde se procuram construir novas metodologias ou novos algoritmos de resolução de problemas já conhecidos e pouco encontrados no dia a dia das empresas.

Os resultados revelam que os pesquisadores estão dando maior atenção para pesquisas envolvendo múltiplas máquinas e também considerando o modelo de *flow shop* híbrido, pois ambos refletem a maior parte da realidade das indústrias na atualidade. Com relação aos objetivos a serem otimizados, a maioria dos artigos utiliza os critérios de minimização do *makespan* e do consumo de energia, empregando técnicas de otimização multiobjetivo.

Quanto aos métodos de resolução, as meta-heurísticas têm ganhado cada vez mais destaque nos últimos anos, devido à necessidade de se obter soluções mais rápidas e ao mesmo tempo eficazes.

Vale ressaltar que o critério de escolha da base de dados, bem como a delimitação dos descritores usados na seleção dos artigos, pode introduzir vieses nos resultados apresentados, pois se diferentes descritores ou bases de dados fossem escolhidos, provavelmente os resultados da análise bibliométrica seriam influenciados.

4 METODOLOGIA

4.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa possui abordagem quantitativa, pois há preocupação com mensurabilidade, causalidade, generalização e replicação, pois o ato de mensurar variáveis de pesquisa é a característica mais marcante deste tipo de abordagem. O estudo também utiliza abordagem qualitativa, em que o pesquisador obtém informações de fenômenos sobre o ambiente da pesquisa em que a problemática ocorre, desenvolvendo observações e coletando evidências. A combinação das duas abordagens, justifica-se pela complementaridade das diferentes concepções metodológicas de pesquisa científica, o que, por sua vez, possibilita uma compreensão mais aprofundada do problema de pesquisa, permitindo que os pesquisadores tenham uma visão mais completa e confiável de fenômenos complexos e multifacetados (Cauchick-Miguel *et al.*, 2018).

Além disso, segundo Jung (2004), este estudo se classifica como uma pesquisa de natureza aplicada, por produzir conhecimento com finalidades de aplicação prática. De caráter exploratório quanto aos objetivos, pelo fato de instigar a melhoria teórico-prática de sistemas, processos e produtos, e inovação pela proposição de novos modelos, além de ser feita a partir de impulsos criativos, simulações e experimentações, podendo originar novos modelos destinados a invenções, inovações e a otimização. E, como experimental quanto aos procedimentos para a aquisição de novos conhecimentos e produtos tecnológicos, envolvendo uma manipulação de variáveis detalhada e sistemática, e originando inovações a partir de ensaios e estudos dinâmicos em laboratório (Jung, 2004).

Ainda quanto aos procedimentos técnicos também foram feitos: uma pesquisa de revisão bibliográfica da literatura e um estudo de caso. De acordo com Moutinho *et al.* (2022), a revisão bibliográfica nada mais é do que um processo de levantamento, análise e descrição de publicações científicas de uma determinada área de conhecimento, considerada uma parte essencial de qualquer pesquisa acadêmica ou científica.

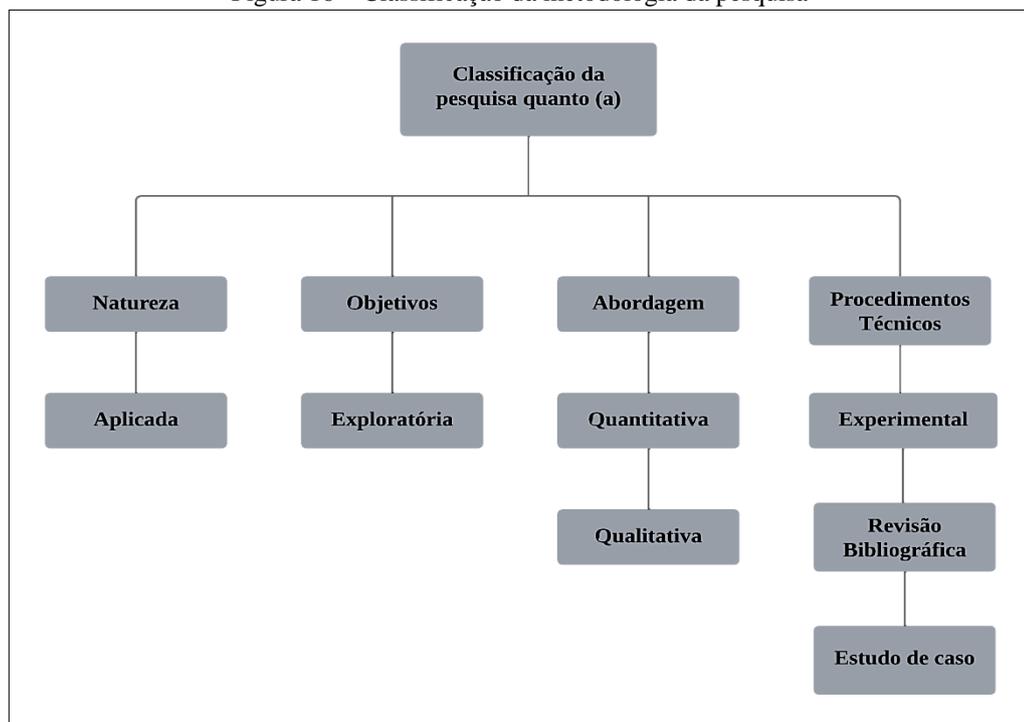
A partir da revisão bibliográfica da literatura, surgiu o interesse e a necessidade em buscar quantificar a produtividade da atividade científica em relação à temática principal desta pesquisa. Dessa forma, foi feita uma análise bibliométrica com a finalidade de mensurar a contribuição do conhecimento científico, derivado das publicações sobre sequenciamento da produção em ambientes *flow shop* com considerações ambientais.

A análise bibliométrica é extremamente útil nas revisões de literatura antes mesmo do início da leitura, pois este método direciona o pesquisador para os trabalhos mais influentes e faz um mapeamento do campo de pesquisa sem preconceitos subjetivos (Zupic; Čater, 2015).

Já o estudo de caso é um método de pesquisa onde emprega-se uma análise aprofundada de um ou mais objetos (casos) com interação entre pesquisador e objeto de pesquisa, procurando encontrar as características e o que há de essencial na situação específica (Oliveira; Santos; Florêncio, 2019). É uma das abordagens metodológicas mais utilizadas na realização de pesquisas que visam o desenvolvimento de teoria em diferentes áreas da Gestão de Operações e da Engenharia de Produção (Abreu *et al.*, 2022).

A Figura 16, ilustra resumidamente a classificação da metodologia desta pesquisa, conforme natureza, objetivos, abordagens e procedimentos técnicos.

Figura 16 – Classificação da metodologia da pesquisa



Fonte: O Autor (2023).

4.2 METODOLOGIA DO ESTUDO DE CASO

Estudos de casos são utilizados para diversos propósitos e fases de pesquisa, incluindo a descrição de fenômenos, geração de teoria, testes ou refinamentos de teoria (Eisenhardt, 1989; Cauchick-Miguel; Zomer; Dresch, 2019).

Entende-se esse método como um procedimento de caráter empírico que investiga um dado fenômeno dentro de um contexto real, tornando possível uma compreensão aprofundada

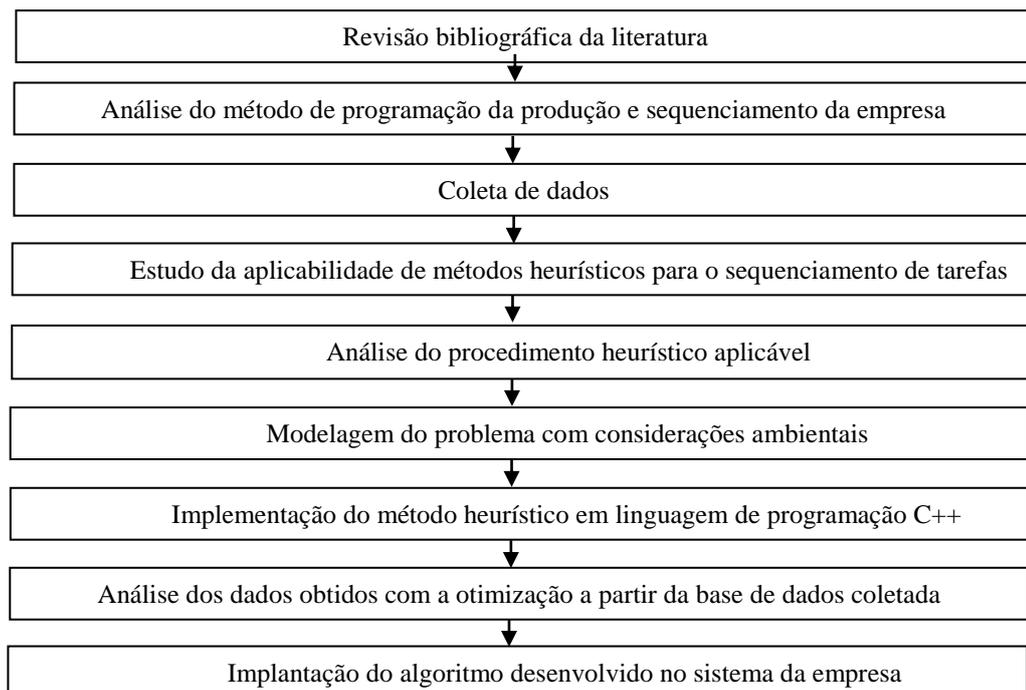
e contextualizada que auxilia os pesquisadores a entender não apenas o “o quê”, mas também o “porquê” e o “como” das situações estudadas (Cauchick-Miguel *et al.*, 2018).

Os estudos de caso podem ser usados para testar e validar teorias existentes, fornecendo evidências empíricas que contribuem para a robustez das teorias científicas. Pois, esses procedimentos de pesquisa quando bem conduzidos podem fornecer contribuições significativas para o conhecimento, principalmente na área de Engenharia de Produção, ajudando a avançar a compreensão sobre práticas eficazes, desafios enfrentados e estratégias de melhoria (Abreu *et al.*, 2022).

Apesar dos critérios de qualidade na condução de estudos de caso terem sido bastante discutidos na literatura de procedimentos metodológicos, nota-se ainda a escassez significativa de trabalhos com aplicação prática em problemas *scheduling* (principalmente na área de *flow shop*), visto que a maioria dos estudos realizados sobre a temática consideram formulações de caráter bem científico para problemas já conhecidos e pouco encontrados no cotidiano das empresas (Barbosa; Ferreira; Kramer, 2023).

Desta forma, foi estudado o caso de uma indústria de médio porte do ramo de produtos de limpeza, localizada em Pernambuco, que possui em um dos seus galpões uma linha de produção configurada como *flow shop* permutacional. A metodologia utilizada no estudo de caso é apresentada em passos conforme a Figura 17, a seguir:

Figura 17 – Etapas da metodologia aplicada



Fonte: O Autor (2023).

4.3 PROCEDIMENTOS COMPUTACIONAIS

Em relação aos testes computacionais, inicialmente foram implementados algoritmos clássicos, considerados como os principais métodos heurísticos propostos para solucionar problemas *flow shop*. Dessa forma, foi comparado o desempenho desses algoritmos, computacionalmente, por meio de instâncias fornecidas pela literatura. Através dessa etapa foi possível analisar com clareza a eficiência dos procedimentos heurísticos, considerando uma possível aplicação no problema investigado no estudo de caso.

Em seguida, por meio do levantamento atual e análise do processo produtivo da empresa, definiu-se, com base no cenário observado, um algoritmo heurístico presente na literatura para obtenção da solução do PFSP com aspectos ambientais. Neste algoritmo foram realizados testes computacionais, levando em consideração os dados de entrada obtidos durante a visita *in loco*, além do uso de informações necessárias para modelagem e estruturação do problema estudado.

Mais detalhes sobre os procedimentos computacionais realizados para ambos os casos são apresentados no Capítulo 6 desta pesquisa.

4.4 HEURÍSTICAS CLÁSSICAS PARA O PFSP

Nesta seção são descritos os métodos que foram implementados em linguagens de programação nesta pesquisa de dissertação.

4.4.1 Heurística de NEH

A heurística de NEH proposta por Nawaz, Enscore e Ham (1983) é considerada a primeira e a melhor formulação entre as várias heurísticas construtivas para problemas de *flow shop* permutacional, tendo o intuito de dar prioridade a tarefas com tempo de processamento maior. Usa-se, neste caso a noção de sequenciamento parcial, onde a sequência é construída por meio da adição de uma tarefa por vez na sequência parcial; se existir j tarefas na sequência parcial anterior, em cada inclusão de tarefa é escolhida a melhor sequência parcial entre $j + 1$ sequências parciais possíveis, ou seja, a nova tarefa pode ser colocada em um dos $j + 1$ possíveis na sequência considerada parcial e depois de optar o melhor lugar dessa tarefa, considerando o valor do *Makespan* obtido, esta sequência parcial é fixada para o restante do procedimento construtivo (*i.e.*, inclusão de uma nova tarefa).

Dessa forma, esta heurística construtiva busca minimizar o *Makespan* no PFSP, tendo como ideia central dar preferência a tarefas com maior tempo total de processamento em todas as máquinas (Nawaz, Enscore e Ham, 1983).

O algoritmo proposto pelos autores é apresentado a seguir por meio de um pseudocódigo. Considere n o número de tarefas, m o número de máquinas, p_{ik} o tempo de processamento da tarefa i na máquina k e w representa a posição da sequência de tarefas, onde $1 \leq w \leq n$.

Algoritmo 1: Heurística NEH

Entrada: Número de tarefas (n), número de máquinas (m), tempo de processamento (p_{ik})

```

1 início
2   for  $i = 1$  até  $n$  do
3     |  $T_i = \sum_{k=1}^m p_{ik}$ 
4   end
5   Organizar uma sequência de tarefas de acordo com a ordem decrescente dos valores de  $T_i$ ;
6   Pegar as tarefas, da primeira e segunda posição ( $w = 1$  e  $w = 2$ ), da sequência construída
   no passo anterior;
7   Calcular o makespan, das duas possíveis sequências, formadas somente com as duas tarefas
   do passo anterior;
8   for  $w = 3$  até  $n$  do
9     | Pegar a tarefa da  $w$ -ésima posição;
10    | Encontrar a melhor sequência, usando somente as  $w$  tarefas, sem alterar a ordem de
   prioridade das  $(w - 1)$  tarefas já designadas;
11    | O número de enumerações neste passo é igual a  $w$ ;
12    | if  $w = n$  then
13      | Pare;
14    | end
15    | else
16      |  $w = w + 1$ ;
17    | end
18  end
19  return Sequência de tarefas
20 fim
```

Fonte: Adaptado de Kieskoski (2016).

Nawaz, Enscore e Ham (1983) quando propuseram a heurística NEH, fizeram uma ilustração numérica para ajudar aos leitores no entendimento do funcionamento do procedimento heurístico. Nesta pesquisa, usando a mesma ideia, é apresentada uma ilustração numérica da heurística NEH através de passos. Deste modo, considere um problema de *flow shop* permutacional com 4 tarefas e 5 máquinas, onde os tempos de processamento são representados por p_{ik} (Tabela 7).

Tabela 7 – Tempos de processamento p_{ik}

		Máquinas (m)				
		1	2	3	4	5
Tarefas (n)	1	5	9	8	10	1
	2	9	3	10	1	8
	3	9	4	5	8	6
	4	4	8	8	7	2

Fonte: O Autor (2023).

- **Passo 1:** Calcular $T_i = \sum_{k=1}^{n=5} p_{ik}$
 - $T_1 = 5 + 9 + 8 + 10 + 1 = 33$
 - $T_2 = 9 + 3 + 10 + 1 + 8 = 31$
 - $T_3 = 9 + 4 + 5 + 8 + 6 = 32$
 - $T_4 = 4 + 8 + 8 + 7 + 2 = 29$
- **Passo 2:** Ordenar as tarefas em ordem decrescente de T_i .
 - Sequência inicial = 1, 3, 2, 4.
- **Passo 3:** Achar a melhor sequência com as tarefas da primeira e da segunda posição, tarefas 1 e 3, da sequência do passo anterior.
 - Sequência 1-3: *Makespan* = 46
 - Sequência 3-1: *Makespan* = **42**
 - Dado este passo mantém-se a ordem de prioridade de tarefas: 3-1.
 - Posição $w = 3$.
- **Passo 4:** Determinar a melhor sequência com a tarefa na posição $w = 3$ (tarefa 2).
Os *Makespan* das sequências parciais serão:
 - Sequência 3-1-2: *Makespan* = **50**
 - Sequência 3-2-1: *Makespan* = 51
 - Sequência 2-3-1: *Makespan* = 51
 - A partir deste passo mantém-se a ordem de prioridade de tarefas: 3-1-2.
 - Posição $w = 4$.
- **Passo 5:** Encontrar a melhor sequência com a tarefa na posição $w = 4$ (tarefa 4).
Os *Makespan* das sequências parciais serão:
 - Sequência 3-1-2-4: *Makespan* = 58
 - Sequência 3-1-4-2: *Makespan* = 58
 - Sequência 3-4-1-2: *Makespan* = 57
 - Sequência 4-3-1-2: *Makespan* = **54**

- A partir deste passo mantem-se a ordem de prioridade de tarefas: 4-3-1-2.
- Como $w = 4 = n$ então PARE.
- Portanto, a sequência construída com a heurística NEH é: **4-3-1-2**.

Assim sendo, percebe-se que essa heurística, tem como finalidade designar primeiro as tarefas que possuem tempo total de processamento (T_i) maior.

Anos depois, autores como Taillard (1990), Ríos-Mercado e Bard (1998) propuseram aprimoramentos importantes na heurística de NEH com a construção de algoritmos de melhoria denominados em homenagem a esses pesquisadores de: NEHT e NEHT-RB. Esses algoritmos são considerados importantes formulações para o PFSP com resultados importantes e bastante significativos.

O NEHT é um método de aceleração desenvolvido para promover a redução da complexidade computacional na busca de soluções em problemas *flow shop*, enquanto o NEHT-RB é um algoritmo modificado para minimizar o *Makespan* do PFS considerando tempos de *setup* dependentes com resultados bastante eficientes. Uma breve explanação acerca dessas heurísticas é apresentada na subseção a seguir.

4.4.2 Heurísticas NEHT e NEHT-RB

A heurística de NEHT foi construída a partir de uma modificação proposta por Taillard (1990) no algoritmo de NEH. Esse procedimento possibilita a redução da complexidade e aceleração na resolução de problemas *flow shop*, permitindo solucioná-los de modo mais eficiente, em comparação com outras heurísticas (Taillard, 1990).

O algoritmo NEHT utiliza a técnica de Busca Tabu para resolver eficientemente determinados problemas de programação da produção em ambientes *flow shop*. Por meio dessa abordagem, é possível obter soluções melhores do que o NEH não modificado. Além disso, embora não seja possível comprovar o ótimo das soluções, é factível determinar soluções de boa qualidade nos problemas para os quais a solução exata é conhecida, caso seja determinado um tempo de CPU suficiente (Taillard, 1990).

Para Taillard (1990) a técnica é considerada muito flexível em problemas mais gerais do *flow shop* (e.g., como de *setups*, tempos de processamento não fixos...) para os quais as heurísticas já existentes não foram projetadas, podendo ser tratados sem grandes mudanças. Entretanto, para problemas de *flow shop* com pedidos que podem variar em cada máquina, torna-se necessária a adoção de algumas estratégias de refinamentos (como por exemplo,

métodos de paralelização) na técnica de Busca Tabu, devido aos grandes tempos de cálculos computacionais.

O NEHT-RB é uma heurística construtiva proposta por Rios-Mercado e Bard (1998) com o objetivo de minimizar o *makespan* para o problema *flow shop* com *setups* dependentes. Os autores modificaram o NEH – Nawaz, Enscore e Ham (1983) e o NEHT dada as contribuições de Taillard (1990) para considerar os tempos de *setup* dependentes da sequência. O algoritmo de NEHT-RB e um procedimento de busca adaptativa aleatória gulosa (GRASP) foram comparados com as heurísticas de Simons Jr. (1992). Além disso, procedimentos de busca local são desenvolvidos e adaptados a cada uma das heurísticas. Um esquema de limite inferior bifásico também é apresentado.

Desse modo, o NEHT-RB permite que em cada interação ocorra um sequenciamento parcial, assim um determinado *job* é selecionado de uma determinada lista de prioridades de *jobs* não selecionados (Rios-Mercado; Bard, 1998).

Dessa forma, determina-se os tempos totais de processamentos de cada *job* com seus respectivos níveis de velocidade em cada máquina, ordenando-os em ordem decrescente (Vasconcelos, 2023). Com os *jobs* ordenados, o *job* com maior tempo de processamento é removido e inserido na solução na posição que minimize o valor do *makespan* parcial, até que todas as tarefas tenham sido incluídas. O cálculo do *makespan* parcial é detalhado na pesquisa de Rios-Mercado e Bard (1998).

Além disso, Rios-Mercado e Bard (1998) afirmam que o algoritmo heurístico proposto é mais eficiente em cenários onde os *setups* são menores do que os tempos de processamento. Logo, o NEHT-RB é uma heurística que se sobressai quando comparada com outras heurísticas para resolução de problemas *flow shop*, permitindo assim melhores desempenhos e que abriu caminho principalmente para ocorrência de estudos promissores no campo da programação da produção (*scheduling*).

4.5 ALGORITMO HEURÍSTICO PARA SOLUÇÃO DE UM PFSP COM CONSIDERAÇÕES AMBIENTAIS

Como já mencionado na Seção 2.7, o procedimento heurístico escolhido para resolver o problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais é o proposto por Vasconcelos (2023), que incorpora as contribuições de Ramezani *et al.* (2019).

Os critérios de seleção para o uso dessa abordagem consideraram não apenas a relevância dos dois trabalhos na área de programação da produção (*scheduling*), mas também

sua capacidade comprovada de lidar eficazmente com as complexidades inerentes ao problema investigado. Ambos os estudos utilizados são recentes, apresentando resultados satisfatórios e promissores, o que reforça a escolha do método heurístico como uma estratégia robusta para enfrentar os desafios associados ao GPFSP.

Dessa forma, foram empregados algoritmos heurísticos que combinam métodos construtivos com procedimentos de busca local para determinar o conjunto de boas soluções para o problema estudado. Assim, nesta pesquisa considerou-se a configuração: **NEHT-RB + VND + Economia de energia** (Algoritmo 2), que consiste na heurística construtiva proposta por Ramezani, Vali-Siar e Jalalian (2019) com a Descida em Vizinhaça Variável (VND, do inglês *Variable Neighborhood Descent*) como busca local, ao invés do uso da busca local realizada pelos mesmos autores (Vasconcelos, 2023).

O procedimento de busca local VND utilizado foi proposto por Mladenović e Hansen (1997), com a abordagem *Best Improvement* utilizando 6 movimentos de vizinhança:

- *Exchange*: Troca de posição entre duas tarefas;
- *Relocate*: Mudança de posição de uma tarefa na sequência de produção;
- *Or-opt*: Realoca um bloco contíguo de tarefas em outra posição da sequência;
- *2-Opt*: Remove duas arestas (arcos) não adjacentes e reconecta a sequência usando duas arestas alternativas;
- *Exchange em blocos*: Troca de Posição entre blocos contíguos de n tarefas.

Quando um algoritmo utiliza a estratégia *Best Improvement*, ele avalia várias soluções vizinhas a uma solução atual e seleciona aquela que resulta na maior melhoria em relação à solução atual. Essa abordagem é crucial para garantir que o algoritmo explore de maneira eficiente o espaço de soluções em busca de melhores resultados (Goldbarg; Goldbarg; Luna, 2016).

O algoritmo heurístico proposto por Vasconcelos (2023) tem o desempenho avaliado através de quatro métricas, tal como indicado no Quadro 1.

É importante destacar que o algoritmo utilizado para a resolução do GPFSP retornou um conjunto de **soluções não-dominadas** que formam a famosa fronteira de Pareto, representando assim as soluções que não podem ser melhoradas em relação a um critério sem piorar em relação ao outro. Neste caso, a fronteira de Pareto foi crucial para a resolução do problema estudado, pois forneceu um conjunto de soluções eficientes que representam compromissos entre os critérios de desempenho *Makespan* e *TEC*, permitindo que o tomador

de decisões da empresa (*i.e.*, o Gerente Industrial) escolha a solução que melhor se ajuste às suas preferências.

Quadro 1 – Indicadores de Desempenho

Indicador	Descrição	Referência
NDS	Quanto maior, melhor	–
Tempo de execução (s)	Quanto menor, melhor	–
Hipervolume (H)	Quantifica a qualidade da FP; Quanto maior, melhor	Vasconcelos (2023), p. 25, Seção: 2.2.1.1
Medida R	Quantifica a qualidade da FP; Normalizado [0, 1]; Quanto maior, melhor	Vasconcelos (2023), p. 26, Seção: 2.2.1.2

Fonte: Adaptado de Vasconcelos (2023).

A seguir, é apresentado o pseudocódigo referente ao algoritmo NEHT-RB + VND + Economia de energia utilizado para solucionar o GPFSP real. De modo geral, o procedimento heurístico considera o *tradeoff* entre a otimização do *Makespan* e do TEC, com a intenção de economizar energia a partir do controle de velocidade das máquinas, sem prejuízos ao tempo de conclusão da operação.

Algoritmo 2 NEHT-RB + VND + Economia de Energia

- 1: **Entrada:** Conjunto de máquinas e *jobs* não programados, sp_i, p_{ij} ,
 - 2: **Etapa 1** (Inicialização)
 - 3: Definir contador $z = 0$
 - 4: $B = []$
 - 5: Setar Matriz de Velocidade no nível mais alto de velocidade (Ex: $V_z = [v_{ij} = sp_2], \forall i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$)
 - 6: **Etapa 2**
 - 7: Aplicar NEHT-RB com base na Matriz de Velocidade V_z
 - 8: seq_z representa o resultado obtido
 - 9: **Etapa 3**
 - 10: Aplicar Busca Local VND na seq_z
 - 11: Atualizar seq_z
 - 12: $B = B \cup seq_z$
 - 13: $z = z + 1$
 - 14: $[k]$ representa o *job* na posição k da seq_z e denota a operação na posição k na máquina i
 - 15: $op_{n_{slow}}$ representa o conjunto de operações em que o nível de velocidade não é baixo (Ex.: $v_{i[k]} \neq sp_0$)
 - 16: **Etapa 4** (Busca por Soluções Energeticamente Eficientes)
 - 17: **enquanto** $op_{n_{slow}} \neq []$ **faça**
 - 18: Encontrar a operação $op_{i[\alpha]}$ tal que $op_{i[\alpha]} = \min[p_{i[k]}] / v_{i[k]}, v_{i[k]} \in V_z, \forall i = 1, \dots, m$
 - 19: Reduzir o nível de velocidade de $op_{i[\alpha]}$ em um nível $v_{i[\alpha]} : sp_l \rightarrow sp_{l-1}$ e atualizar V_z
 - 20: Aplicar NEHT-RB com base na Matriz de Velocidade V_z
 - 21: seq_z representa o resultado obtido
 - 22: Aplicar o método de economia de energia de Ramezaniyan *et al.* (2019) na seq_z
 - 23: Atualizar seq_z
 - 24: $B = B \cup seq_z$
 - 25: Atualizar $op_{n_{slow}}$
 - 26: $z = z + 1$
 - 27: **fim enquanto**
 - 28: **Etapa 5**
 - 29: Aplicar o algoritmo de seleção de soluções não dominadas no conjunto B
 - 30: **retorne** Conjunto de soluções não dominadas
-

5 ESTUDO DE CASO

Este capítulo tem como objetivo apresentar a situação geral da empresa, descrição do processo produtivo, o levantamento de dados, a estruturação do problema a ser solucionado e o algoritmo heurístico aplicado para resolução. As principais características e informações desses pontos serão apresentadas de forma detalhada nas seções a seguir.

5.1 CARACTERIZAÇÃO DA EMPRESA

A empresa em estudo é classificada como de médio porte, fazendo parte do ramo de produtos de limpeza, alimentos, saneantes e de produtos de higiene. A organização está localizada na cidade de Recife – PE, onde é composta por quatro fábricas, cada uma produz de acordo com a sua especialidade: líquidos (produtos de limpeza), pó (sabão em pó e detergente em pó), saboaria (sabão em barra) e higiene (descartáveis e absorventes).

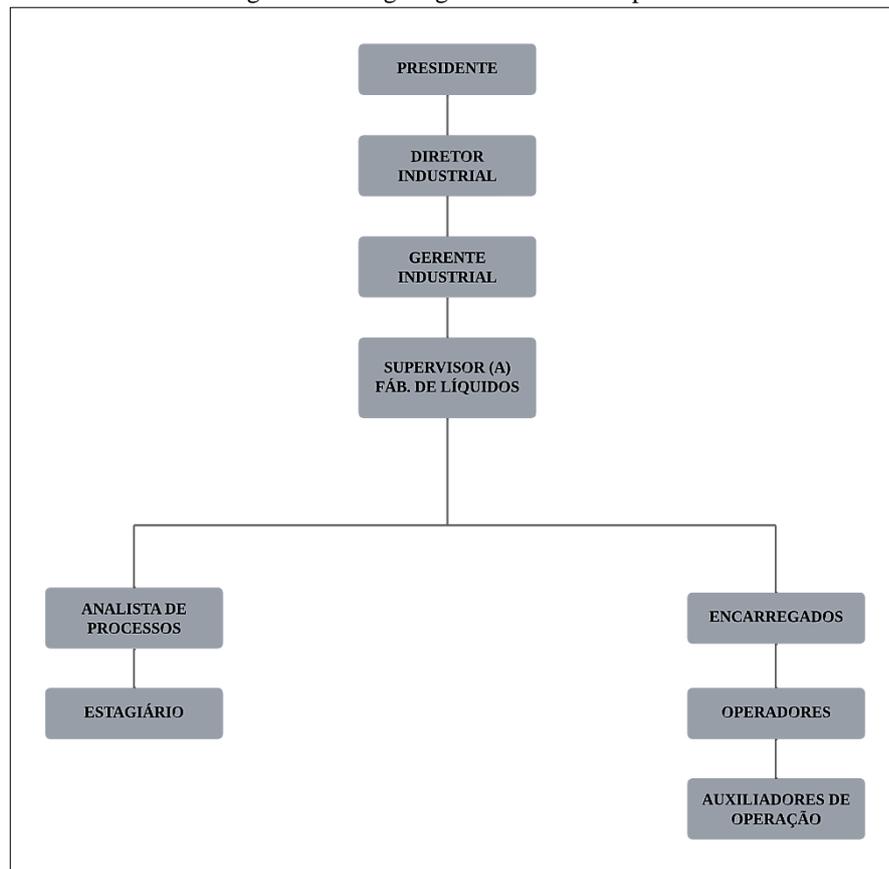
A empresa iniciou suas atividades na cidade do Recife – PE no ano de 1996 com a produção de sabão em barra e sabão em pó, estendendo seu portfólio de produtos nos anos 2000, através do lançamento de fraldas e da aquisição de duas fábricas que são responsáveis pela produção de produtos alimentícios. Atualmente, é responsável pela produção de marcas que são consideradas líderes em suas categorias com produtos distribuídos em todo o Brasil.

O estudo de caso foi realizado na fábrica que produz produtos líquidos que possui um galpão com cerca de 1000 m². Além disso a organização conta com 50 colaboradores, divididos em operadores, auxiliares e analistas de administração. A produção ocorre de segunda a sábado, durante três turnos cada um de 7 h e 20 min, classificados como A, B e C. Nessas linhas são produzidos os seguintes produtos: amaciante, lava-roupas, desinfetante, detergente e água sanitária, em recipientes de variados tamanhos e formatos.

A estrutura organizacional da fábrica é orgânica e todos os colaboradores têm suas tarefas e objetivos designados, reportando suas atividades ao responsável da área. O organograma parte da alta direção, responsável pelo planejamento estratégico de negócios e pela visão da empresa, designando o objetivo e as metas a serem alcançadas em determinado período. Os colaboradores são responsáveis em colocar em prática as tarefas para atingir a meta estipulada pela administração.

A Figura 18 mostra o Organograma da fábrica responsável pela produção de produtos de limpeza.

Figura 18 – Organograma atual da empresa



Fonte: O Autor (2023).

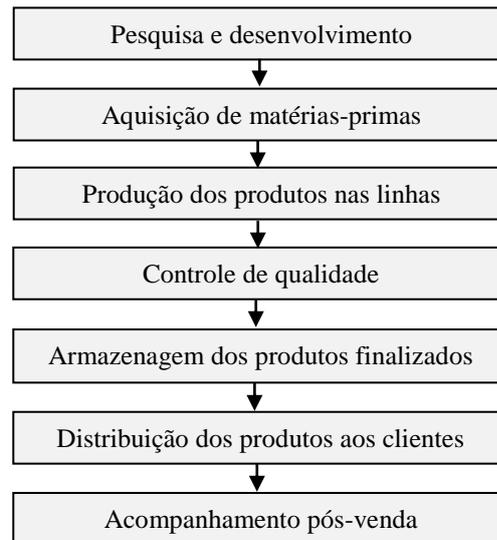
A organização tem compromisso com a responsabilidade socioambiental, por meio de um programa que tem como objetivo principal a promoção de ações educativas e a redução do impacto ambiental provocado pelo descarte inadequado do óleo de fritura através da coleta solidária, reciclagem e reutilização deste resíduo. Dessa forma, destina-se parte dos recursos arrecadados com a coleta de óleo para as fundações de apoio e combate ao câncer, ajudando milhares de mulheres e crianças doentes.

5.2 DESCRIÇÃO DO PROCESSO PRODUTIVO

O processo produtivo da empresa é complexo e envolve diversas etapas que visam garantir a qualidade e eficácia dos produtos finais. Desde a concepção da fórmula até a distribuição, cada fase desempenha um papel fundamental no atendimento às demandas do mercado e na satisfação do cliente.

A Figura 19 ilustra as etapas do processo produtivo da empresa objeto do estudo de caso desta pesquisa.

Figura 19 – Etapas do processo produtivo da empresa



Fonte: O Autor (2024).

A primeira etapa inicia-se com a pesquisa e desenvolvimento. Nesse estágio, equipes de cientistas, químicos e engenheiros formulam novas fórmulas ou aprimoram as existentes. Logo, são realizados testes laboratoriais para garantir que os produtos atendam aos padrões de segurança, eficácia e regulamentações governamentais. Uma vez definida a fórmula, a empresa parte para a aquisição de matérias-primas. Esses componentes podem incluir tensoativos, solventes, conservantes, fragrâncias, entre outros. A escolha cuidadosa desses insumos é essencial para a qualidade final dos produtos produzidos.

Com as matérias-primas em mãos, inicia-se o processo de produção. As instalações do galpão fabril obedecem a padrões rigorosos de higiene e segurança para os colaboradores envolvidos. Os ingredientes são misturados em quantidades específicas, e o controle de temperatura, pressão e tempo é monitorado de perto para garantir a consistência e uniformidade dos produtos.

Após a produção, amostras dos lotes são enviadas ao laboratório de controle de qualidade. Testes de pH, viscosidade, estabilidade e eficácia antimicrobiana são realizados para assegurar que os produtos estejam em conformidade com os padrões estabelecidos pela empresa e pelos órgãos regulatórios.

Em seguida, os produtos finalizados são armazenados em condições controladas para preservar sua qualidade antes da distribuição. O armazenamento adequado inclui controle de temperatura, umidade e iluminação para evitar degradação.

A fase final do processo produtivo envolve a distribuição dos produtos aos clientes. A logística desempenha um papel fundamental, garantindo que os produtos cheguem aos pontos

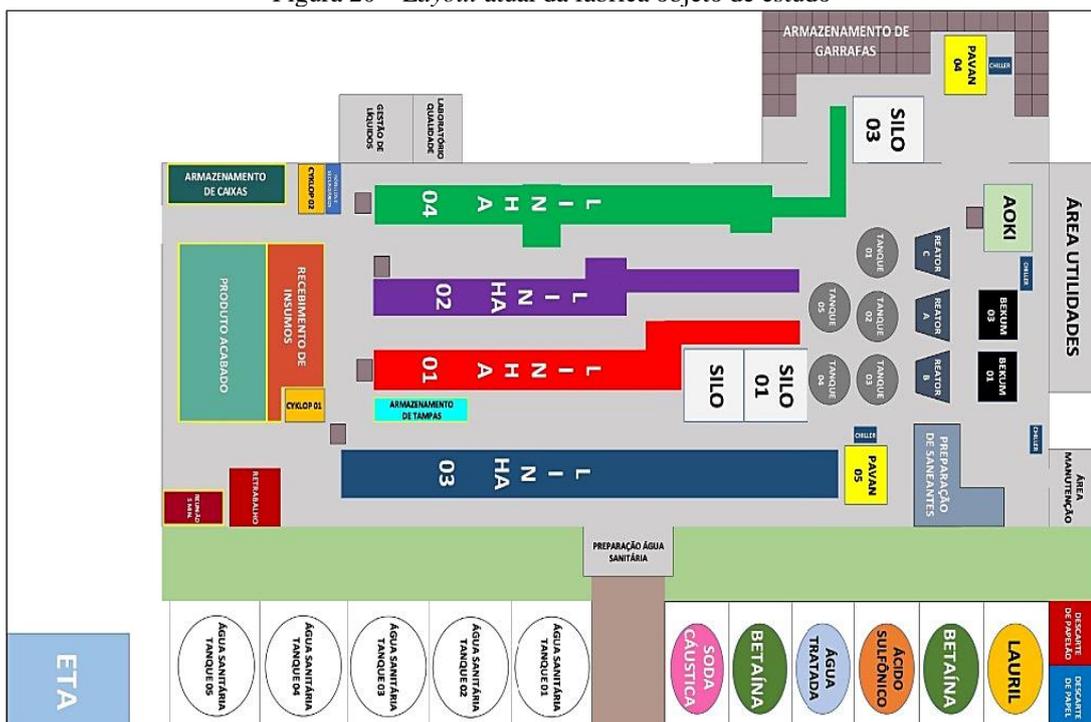
de venda de maneira eficiente e segura. Por fim, após a distribuição, a empresa mantém um acompanhamento pós-venda, monitorando o *feedback* dos clientes, tratando eventuais reclamações e buscando continuamente melhorias nos produtos. Esse ciclo retroalimenta o processo de pesquisa e desenvolvimento, fechando o ciclo de produção.

5.3 PROCESSOS, MAQUINÁRIO E LINHAS DE PRODUÇÃO

Basicamente a empresa possui três processos: preparação, injeção por sopro e envase. A preparação envolve o tratamento da água e a mistura dos ingredientes necessários para a produção do líquido, cabe salientar que o local possui uma Estação de Tratamento de Água – ETA. O processo de sopro é realizado por uma máquina sopradora que é utilizada para dar forma as garrafas, através de pré-formas adquiridas de modo terceirizado ou produzidas com resinas no próprio galpão industrial.

No ambiente produtivo existem três máquinas sopradoras, uma extrusora e quatro linhas de produção (linha 1, linha 2, linha 3 e linha 4), denominadas de linhas de envase (*i.e.*, procedimento no qual os líquidos são inseridos em garrafas, depois rotulados e, por fim, encaixotados). A Figura 20 mostra o *layout* da fábrica representando a disposição física da instalação, os elementos essenciais, equipamentos, postos de trabalhos, estoques, entre outros.

Figura 20 – *Layout* atual da fábrica objeto de estudo



Fonte: Adaptado da empresa (2023).

A linha 1 atualmente encontra-se desativada. A linha 2 é responsável pela produção (envase) de três tipos de produtos: desinfetante de 500 ml e 1.8 l, amaciante de 500 ml, cuja a garrafa apresenta outro formato e é feita de material PEAD, e amaciante de 1.8 l com garrafa de material PET, além do produto lava roupas líquido de 1.8 l. A linha 3 produz apenas água sanitária sendo considerada como linear, pois o recipiente já vem direto da máquina sopradora no formato adequado para o envase do produto. Por fim, a linha 4 compreende a produção de detergentes em diferentes fragrâncias. O Quadro 2 apresenta os produtos líquidos produzidos e suas respectivas fragrâncias.

Quadro 2 – Lista de produtos produzidos nas linhas de envase

Produto	Tipo
Desinfetante 500 ml	Eucalipto, Lavanda, Jasmim, Original, Marine e Limão
Amaciante 500 ml	Sensações, Encantos, Felicidade, Intuição Alfazema e Coco
Desinfetante 1.8 l	Pinho Lavanda, Lavanda, Pinho Original
Amaciante 1.8 l	Sensações, Encantos, Felicidade, Intuição Alfazema, Coco, Sedução Intensa e Toque de Algodão
Detergente líquido 1.8 l	Maça, Limão, Neutro e o <i>Clean</i>
Lava roupas líquido 1.8 l	Coco, Perfume das Flores e Lavanda
Água sanitária	—

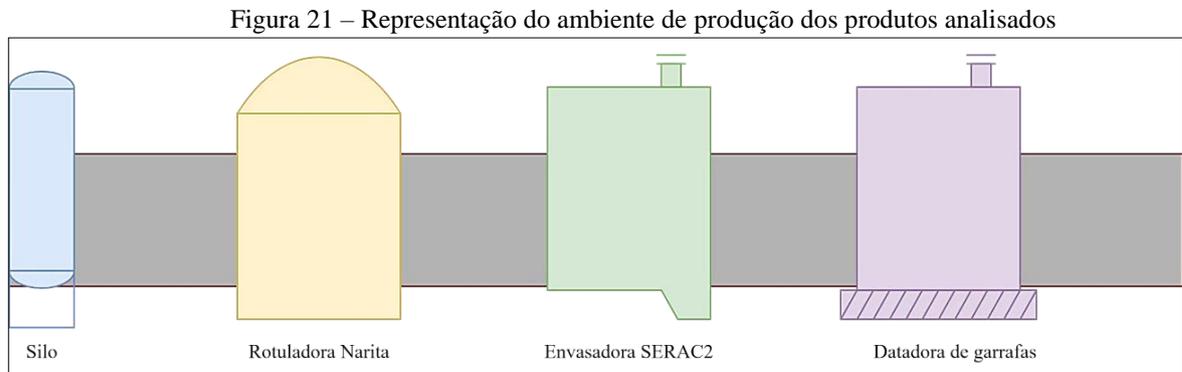
Fonte: O Autor (2023).

O estudo foi realizado na linha 2, tendo em vista que esta possui as características adequadas para um problema de *flow shop* permutacional, ou seja, apresenta um *mix* bem variado de produtos que devem ser processados na mesma sequência de máquinas e na mesma ordem. Além disso, por ter um maior *mix* de produtos essa linha requer maior atenção e interesse por parte dos gestores, visando continuamente obter uma melhor eficiência produtiva.

A linha 2 é caracterizada por um fluxo contínuo de produtos através de uma sequência fixa de etapas de produção. As operações de produção seguem uma sequência fixa e predeterminada, onde cada produto ou unidade passa por uma série de estágios em uma ordem específica. Cada estação de trabalho ao longo da linha é especializada em executar uma operação exclusiva. Isso significa que cada estágio do processo é dedicado a uma tarefa específica.

A produção dos amaciantes de 500 ml e todos os produtos de 1.8 l nesta linha acontece logo após o abastecimento do silo (*i.e.*, recipiente para armazenagem de garrafas já sopradas pela máquina sopradora) ser concluído. O Silo é considerado um estágio de produção. Assim, as garrafas são colocadas de modo manual na esteira e o processo se inicia com os produtos passando em sequência por três máquinas: primeiramente pela máquina responsável pela

rotulagem, em seguida por uma máquina que têm a função de fazer o envasamento e tampar as garrafas, e por fim na máquina datadora de informações obrigatórias de envase, chegando então os produtos no final da linha de produção para serem encaixotados (Figura 21).



Fonte: O Autor (2024).

O processo produtivo do desinfetante de 500 ml é realizado em três máquinas como no caso anterior, entretanto a rotulagem acontece somente após o produto passar pela máquina SERAC2 (tampadora). Cabe salientar que a máquina SERAC2, devido a suas especificidades no processo, exige tempos de *setup* ferramental, de produto e de fragrâncias, diferente das demais máquinas que só consideram o *setup* de produto.

Os dados fornecidos pela empresa para a realização desta pesquisa foram: (i) demandas de ordens de produção para os produtos fabricados; (ii) tempos de produção; (iii) tempos de *setup* nas máquinas; (iv) quantidades de máquinas e estágios; (v) disponibilidade das máquinas; (vi) velocidades e consumo de energia nas máquinas.

6 RESULTADOS

Este capítulo contém duas seções: a primeira apresenta os resultados em relação à implementação e comparação das heurísticas NEH e NEHT-RB. Dessa forma, destacam-se os resultados da aplicação desses algoritmos em instâncias fornecidas pela literatura, com o intuito de relatar o desempenho desses métodos na solução dos problemas. A implementação dos procedimentos heurísticos clássicos foi feita em linguagem de programação *Python* e os resultados obtidos serviram para avaliar e comparar o desempenho dos algoritmos. Os experimentos foram realizados em um computador Intel © Core © i5-10300H CPU @ 2.50GHz, NVIDIA GeForce GTX 1650 4GB, 8GB RAM. O editor de código utilizado foi o *Visual Studio Code*, desenvolvido pela *Microsoft*.

A segunda seção é dedicada a descrição dos resultados da aplicação do algoritmo heurístico utilizado para solucionar o PFSP com considerações ambientais em uma empresa de manufatura localizada em Recife – PE. O algoritmo, junto dos algoritmos heurísticos que combinam métodos construtivos com procedimentos de busca local foram implementados em linguagem de programação C++ e o experimento foi executado em um computador com processador Intel Core i5-9300H 2.40GHz, 16 GB de memória RAM e Sistema Operacional Linux Ubuntu 20.04 LTS. Também foram analisadas e construídas planilhas em *Excel* que auxiliaram no tratamento dos dados fornecidos pela empresa e na modelagem do problema estudado.

6.1 COMPARATIVO DOS ALGORITMOS NEH E NEHT-RB

6.1.1 Descrição das instâncias para o PFSP

As instâncias que possuem as informações do problema, como o número de tarefas e de máquinas, bem como os tempos de processamento e *setup* (Tabela 8), foram obtidas dos artigos de Ruiz, Maroto e Alcaraz (2005) e Ruiz e Stutzle (2008), sendo utilizadas para os algoritmos NEH, NEHT-RB e para um procedimento de busca local.

Tabela 8 – Conjunto de instâncias para aplicação nos algoritmos

Instância	Arquivo (kb)	Jobs	Máquinas
SDST10_ta 001	7	20	5
SDST10_ta 006	7	20	5

(Continua)

Tabela 8 – Conjunto de instâncias para aplicação nos algoritmos

SDST10_ta 011	14	20	10
SDST10_ta 016	14	20	10
SDST10_ta 021	27	50	20
SDST10_ta 026	27	50	20
SDST10_ta 031	39	50	5
SDST10_ta 036	39	50	5
SDST10_ta 041	78	50	10
SDST10_ta 046	78	50	10
SDST10_ta 051	155	100	20
SDST10_ta 056	155	100	20
SDST10_ta 076	302	100	10
SDST10_ta 081	602	200	20
SDST10_ta 086	602	200	20
SDST10_ta 091	1188	200	10
SDST10_ta 096	1188	200	10
SDST10_ta 101	2376	500	20
SDST10_ta 106	2376	500	20
SDST10_ta 111	14728	500	20
SDST10_ta 116	14728	500	20
SDST10_ta 120	14728	500	20

Fonte: O Autor (2023).

6.1.2 Descrição dos experimentos computacionais

Inicialmente foi feita a implementação dos métodos de resolução NEH e NEHT-RB para permitir a resolução de instâncias do problema do *flow shop* permutacional, dentro do escopo dos problemas de sequenciamento da produção e depois foram apresentadas a análise e comparação do desempenho dos algoritmos mencionados.

O processo de implementação dos algoritmos seguiu a ordem de publicação dos principais trabalhos para o PFSP, visto que o algoritmo NEHT-RB, por exemplo, agrega ao algoritmo NEH as contribuições de Taillard (1990) e Ríos-Mercado e Bard (1998). Em seguida, foi iniciada a implementação em linguagem de programação *Python* do algoritmo NEH e a testagem de instâncias para o problema de *flow shop* permutacional.

Assim que o algoritmo de NEH foi implementado e testado, foi iniciada a implementação do algoritmo NEHT- RB, proposto como uma heurística de melhoria para o algoritmo NEH que considera os tempos de *setup* dependentes da sequência, além de reduzir consideravelmente o tempo de execução. A etapa seguinte foi a testagem das instâncias obtidas dos artigos de Ruiz e Alcaraz (2005), e Ruiz e Stutzle (2008), através da plataforma do grupo SOA (“*Sistemes d’Optimització Aplicada*”), no algoritmo NEHT-RB.

Dada a comprovação da sua eficácia, foi adicionada ao algoritmo NEHT-RB a busca local proposta por Ruiz e Stutzle (2008) para a melhoria das soluções. A última atividade

desenvolvida nesta etapa foi a computação dos resultados do algoritmo NEHT-RB e da busca local com base nas instâncias obtidas, e uma comparação entre os tempos de execução dos algoritmos NEH e NEHT-RB.

Para o algoritmo da busca local foi adotada uma simplificação: no algoritmo originalmente proposto, o número de iterações (soluções calculadas) é limitado pelo fator de calor (Ruiz e Stutzle, 2008), porém, devido às limitações computacionais para este projeto, o número de iterações foi limitado para que fossem obtidas 10 soluções com menor *makespan* que a solução inicial do NEHT-RB, e que estas deveriam ser diferentes entre si, ou seja, as sequências não poderiam se repetir. Além disso, é necessário fornecer ao algoritmo de busca local o número de tarefas a serem retiradas e reinseridas no modelo. Dessa forma, foi adotado o valor $d = 5$, para que 5 tarefas fossem retiradas aleatoriamente do sequenciamento inicial, e reinseridas em outras posições, para obter novos sequenciamentos.

Quanto às conclusões e resultados dos experimentos, duas abordagens diferentes foram observadas: levantamento de dados provenientes dos experimentos que comprovam que o algoritmo é capaz de gerar soluções melhores que as soluções iniciais dentro das especificações do teste, como o tempo limite de processamento ou valor esperado de um parâmetro; ou através da comparação da performance do algoritmo proposto com algoritmos clássicos aplicados ao mesmo problema, para comprovar sua maior eficiência.

6.1.3 Resultados obtidos

Os resultados foram registrados através de planilhas no formato *xlsx* (*Microsoft Office Excel*) preenchidas através da biblioteca *Xlsxwriter* do *Python*. Foram desenvolvidas duas planilhas para análise, comparação e tratamento de dados: A primeira planilha de resultados contém as informações referentes ao algoritmo NEHT-RB e à busca local. A segunda planilha de resultados contém um comparativo entre os algoritmos NEH e NEHT-RB, quanto às soluções encontradas e o tempo de execução em segundos, visto que o algoritmo NEH não considera em sua formulação os tempos de *setup*, as suas soluções provavelmente irão divergir das soluções encontradas pelo algoritmo NEHT-RB, que considera a matriz de tempos de *setup* dependentes da sequência de tarefas. As planilhas encontram-se disponíveis no link: <https://github.com/ENGJBMENDES/Disserta-o-de-Mestrado---Engenharia-de-Produ-o-2024-Jo-o-Batista.git>

A Tabela 9 mostra os resultados obtidos para uma das instâncias analisadas.

Na planilha 1 estão registrados, para cada uma das 25 instâncias os seguintes itens:

- Item 1: O *Makespan* (tempo de conclusão das tarefas do sequenciamento), a melhor sequência e o tempo de execução, em segundos, do algoritmo NEHT-RB;
 - Item 2: Um número de 10 soluções da busca local com *makespan* inferior ao do algoritmo NEHT-RB e sequências diferentes entre si. Também no formato *makespan*, sequência e tempo de execução em segundos da solução na busca local;
 - Item 3: A média dos *makespan* das 10 soluções da busca local, a média dos tempos de execução, e a melhor sequência encontrada;
- A estrutura da planilha está dividida da seguinte forma:
- As linhas correspondem aos resultados e as colunas às instâncias;
 - A primeira linha contém os nomes dos arquivos (instâncias);
 - A segunda linha contém o Item 1, para cada instância (em formato de lista de *Python*);
 - Da linha 3 até a linha 12 estão as soluções da busca local (Item 2; em formato de lista de *Python*);
 - Das linhas 14 a 16, o item 3.

Tabela 9 – Recorte da tabela de resultados dos algoritmos NEHT-RB e busca local

1	SDST10 ta001
2	[1387, [2, 16, 14, 8, 13, 5, 15, 3, 10, 12, 4, 17, 0, 1, 7, 18, 9, 6, 19, 11], 0.0]
3	[1372, [8, 16, 14, 5, 13, 15, 2, 3, 10, 12, 4, 17, 0, 1, 18, 7, 9, 6, 19, 11], 0.0]
4	[1382, [2, 16, 14, 8, 5, 9, 13, 15, 3, 10, 12, 4, 17, 11, 0, 1, 7, 18, 6, 19], 0.013762235641479492]
5	[1379, [2, 16, 14, 0, 8, 5, 13, 15, 3, 10, 12, 4, 17, 11, 1, 7, 18, 9, 6, 19], 0.0008218288421630859]
6	[1384, [2, 16, 14, 8, 13, 5, 4, 15, 3, 10, 17, 0, 7, 18, 9, 6, 11, 1, 12, 19], 0.009006977081298828]
7	[1372, [2, 16, 8, 14, 13, 5, 15, 3, 10, 12, 4, 17, 0, 1, 7, 18, 6, 9, 19, 11], 0.007560014724731445]
8	[1377, [2, 10, 14, 16, 8, 13, 5, 15, 12, 4, 17, 3, 0, 1, 7, 18, 9, 6, 19, 11], 0.0]
9	[1369, [2, 10, 16, 14, 8, 5, 13, 3, 15, 4, 17, 0, 1, 12, 11, 7, 18, 9, 6, 19], 0.0]
10	[1367, [16, 2, 14, 8, 5, 13, 15, 3, 10, 12, 17, 4, 0, 1, 6, 7, 18, 9, 19, 11], 0.015099525451660156]
11	[1377, [2, 10, 16, 8, 14, 5, 15, 12, 4, 17, 0, 3, 1, 7, 18, 13, 9, 6, 19, 11], 0.0014872550964355469]
12	[1385, [2, 13, 16, 14, 8, 15, 3, 10, 12, 4, 17, 0, 1, 5, 6, 7, 18, 9, 19, 11], 0.0]
13	
14	Média <i>Makespans</i> : 1376.4
15	Média Tempos de Execução: 0.004773783683776856
16	Melhor sequenciamento: [1367, [16, 2, 14, 8, 5, 13, 15, 3, 10, 12, 17, 4, 0, 1, 6, 7, 18, 9, 19, 11]]

Fonte: O Autor (2024).

Pode-se concluir, com base nos resultados obtidos e registrados nesta tabela, que o algoritmo de busca local proposto por Ruiz e Stutzle (2008) é capaz de obter sequências de menor *makespan* em comparação às sequências iniciais obtidas pelo algoritmo NEHT-RB, com pouco custo computacional adicional (*i.e.*, tempo de processamento).

A segunda planilha está estruturada da seguinte forma:

- A primeira linha contém os nomes dos arquivos (instâncias);
- A segunda linha contém uma lista de *Python* com a sequência obtida pelo NEHT-RB e o seu respectivo tempo de execução em segundos;
- A terceira linha contém uma lista de *Python* com a sequência obtida pelo NEH e o seu respectivo tempo de execução em segundos.

Através dos resultados obtidos nessa segunda fase de experimentos, consegue-se tirar duas conclusões:

- As soluções encontradas para os dois algoritmos foram, de fato, diferentes para uma mesma instância, devido à não consideração dos tempos de *setup* no algoritmo NEHT;
- Para pequenas instâncias (*i.e.*, pequeno número de máquinas e tarefas) os algoritmos tiveram tempos de execução próximos, inferiores a um segundo. Já para instâncias maiores, como as instâncias que possuem 500 tarefas e 20 máquinas, o tempo de execução do algoritmo NEH foi muito maior quando comparado ao tempo de execução do algoritmo NEHT-RB, ou seja, podemos perceber que à medida que a instância do problema aumenta, o tempo de execução do NEH cresce em uma proporção muito maior que o tempo de execução do algoritmo NEHT-RB. Para exemplificar, na instância “SDST10_ta116” com 500 tarefas e 20 máquinas, o tempo de execução do algoritmo NEHT-RB foi de aproximadamente 5,63 segundos, enquanto que o tempo de execução do algoritmo NEH foi de 229,52 segundos.

É possível, ainda, utilizar o NEHT-RB sem a matriz de tempos de *setup*, de modo que este se enquadraria como uma alternativa ao NEH, com melhor performance. É notório, portanto, que o algoritmo NEHT-RB é capaz de generalizar o algoritmo NEH, isto é: ao considerar os tempos de *setup* iguais a zero, a aplicação do NEHT-RB seria equivalente à aplicação do NEH, porém, com um ganho de desempenho proveniente das heurísticas propostas por Taillard (1990) e Ríos-Mercado e Bard (1998); todavia, sendo relevante a utilização dos tempos de *setup*, estes serão considerados pelo NEHT-RB.

6.1.4 Conclusões desta seção

Foram realizados testes comparativos por meio da aplicação do algoritmo NEHT-RB, que surge como uma melhoria do procedimento heurístico denominado de NEHT, que já havia sido proposto na literatura como uma atualização da heurística de NEH. O algoritmo NEHT também foi analisado, porém a aplicação do NEHT-RB foi preferível devido à matriz de tempos de *setup* do sequenciamento que melhor reflete o cenário atual da empresa objeto do estudo de caso desta pesquisa.

Para complementar os testes comparativos, foi realizada a implementação do algoritmo de busca local, proporcionando uma melhoria da solução inicial encontrada pelo algoritmo NEHT-RB. Assim, foram registrados os resultados da aplicação do algoritmo NEHT-RB e da busca local, sendo possível observar que o algoritmo de busca local forneceu soluções com menores *Makespan* a um baixo custo computacional, provando ser uma ferramenta eficaz para obter soluções de boa qualidade dentro do escopo do *flow shop* permutacional.

Também foram registrados os resultados do NEH-RB e do NEH para o mesmo conjunto de instâncias, sendo possível concluir que as soluções dos dois algoritmos foram diferentes. Isso se deve ao fato de terem sido considerados os tempos de *setup* dependentes da sequência no NEHT-RB, o que não acontece na heurística de NEH. Além disso, mesmo considerando um conjunto de dados mais amplo, o algoritmo NEHT-RB obteve os menores tempos de execução, principalmente para as maiores instâncias, mostrando que à medida que a instância do problema aumenta, o ganho de eficiência frente ao NEH torna-se mais evidente.

É importante salientar que esses resultados serviram apenas como *insights* para o estudo e compreensão do procedimento heurístico adotado para aplicação no contexto da empresa. Nesse sentido, foram observadas as implicações e a relevância do NEHT-RB para solucionar problemas em sistemas *flow shop*, levando em consideração a problemática do *Green scheduling* direcionada ao *flow shop* no cenário atual, como é o caso do GPFSP, estudado nessa pesquisa de dissertação.

6.2 RESULTADOS DO ESTUDO DE CASO

6.2.1 Organização e tratamento dos dados

Através de visitas técnicas realizadas no galpão fabril, foi possível observar as linhas de produção, buscando identificar qual delas caracterizava um ambiente de *flow shop* permutacional. Além disso, verificou-se o método de programação da produção (*scheduling*) utilizado pela organização, bem como a lista de produtos que são produzidos diariamente na Linha 2, conforme o Quadro 3.

Quadro 3 – Lista de produtos produzidos pela empresa

Produto (<i>Job</i>)	Líquidos
P ₁	Amaciante I. Encantos 500 ml

(Continua)

Quadro 3 – Lista de produtos produzidos pela empresa

P ₂	Amaciante I. Encantos e Aconchegos 1,8 l
P ₃	Amaciante I. Sedução Intensa 1,8 l
P ₄	Amaciante I. Sensações 500 ml
P ₅	Amaciante I. Sensações de Bem Estar 1,8 l
P ₆	Detergente Líquido I. Limão 1,8 l
P ₇	Detergente Líquido I. Maça 1,8 l
P ₈	Detergente Líquido I. Neutro 1,8 l
P ₉	Desinfetante B. Eucalipto 500 ml
P ₁₀	Desinfetante B. Jasmin 500 ml
P ₁₁	Desinfetante B. Lavanda 500 ml
P ₁₂	Desinfetante B. Lavanda 1,8L
P ₁₃	Desinfetante I. Lavanda 500 ml
P ₁₄	Desinfetante I. Limão 500 ml
P ₁₅	Desinfetante I. Marine 500 ml
P ₁₆	Desinfetante I. Original 500 ml
P ₁₇	Desinfetante Pinho I. Lavanda 1,8 l
P ₁₈	Desinfetante Pinho I. Original 1,8 l

Fonte: O Autor (2024).

Na fase de coleta de dados, foram apresentadas pelo gestor e demais colaboradores informações referentes às demandas produzidas, aos tempos de processamento e de *setup* dos produtos, além das velocidades e do consumo de energia nas máquinas. Desse modo, foram obtidos os dados necessários para aplicação do método de otimização heurístico mais adequado em busca de obter soluções de boa qualidade para o problema investigado.

Os dados foram coletados diretamente do sistema de apontamento de produção da empresa. O relatório de produção do mês de agosto de 2023 foi cedido para análise, pois não há uma variação significativa no *mix* de produtos comprados pelos clientes entre os outros meses do ano. A Tabela 10 ilustra um recorte da planilha fornecida pela empresa considerando a produção de caixas de cada produto durante o mês de agosto.

Tabela 10 – Relatório de produção do mês de agosto de 2023

Código do produto	Descrição dos produtos	Qtd. De produtos por caixa	Quantidade produzida			Total produzido (caixas)
			Turno 1	Turno 2	Turno 3	
5504180	Desinfetante Pinho I. Original 1,8 l	6	0	0	258	258
5502280	Desinfetante B. Lavanda 1,8 l	6	0	0	275	275
5502180	Desinfetante Pinho I. Lavanda 1,8 l	6	0	265	85	350
5505120	Desinfetante I. Limão 500 ml	12	0	0	453	453
5302180	Detergente Líquido I. Maça 1,8 l	6	706	0	170	876
5303180	Detergente Líquido I. Limão 1,8 l	6	116	0	765	881
5506120	Desinfetante I. Marine 500 ml	12	0	919	0	919
5301180	Detergente Líquido I. Neutro 1,8 l	6	0	340	605	945
5502120	Desinfetante I. Lavanda 500 ml	12	177	0	792	969
5406280	Amaciante I. Sedução Intensa 1,8 l	6	1190	24	0	1214
5401220	Amaciante I. Encantos 500 ml	24	360	660	581	1601
5401280	Amaciante I. Encantos E Aconchegos 1,8 l	6	0	103	1700	1803
5504120	Desinfetante I. Original 500 ml	12	528	1056	283	1867

(Continua)

Tabela 10 – Relatório de produção do mês de agosto de 2023

5501220	Desinfetante B. Eucalipto 500 ml	12	0	1025	1056	2081
5402280	Amaciante I. Sensações de Bem Estar 1,8 l	6	0	765	1836	2601
5402220	Amaciante I. Sensações 500 ml	24	840	657	1126	2623
5502220	Desinfetante B. Lavanda 500 ml	12	1194	1006	924	3124
5503220	Desinfetante B. Jasmin 500 ml	12	1076	1320	1782	4178

Fonte: Adaptado da empresa (2024)

A partir da compreensão dos dados fornecidos pelo gestor da empresa, buscou-se organizar e estruturar as informações coletadas em planilhas do *Excel* para determinar os dados de *input* do algoritmo de resolução escolhido. A relevância da estruturação adequada dos dados de entrada é fundamental para o sucesso da modelagem de um problema de otimização, pois a qualidade dos resultados depende da precisão e representatividade dos dados utilizados.

Arenales *et al.* (2015) afirmam que informações incorretas ou mal estruturadas podem levar a conclusões equivocadas, comprometendo a eficácia das estratégias escolhidas. Portanto, a atenção à coleta, organização e validação dos dados é essencial para garantir que o modelo reflita fielmente o cenário em questão, proporcionando *insights* valiosos e soluções eficientes para os problemas a serem solucionados.

Primeiramente, observou-se o total de caixas produzidas no fim do mês analisado (este total é calculado pela soma da quantidade de caixas produzidas diariamente em cada um dos turnos de produção da fábrica). Em seguida, quebrou-se esse total em lotes, de 60 caixas cada (Tabela 11), com o objetivo de facilitar a modelagem do problema, principalmente para determinação dos dados de entrada referentes a quantidade de caixas que devem ser produzidas para cada um dos produtos. Assim, por exemplo, para o produto P_1 (Amaciante I. Encantos 500 ml) deverão ser produzidos 25 lotes de 60 caixas (P_n^*) e um 1 lote de 101 caixas (P_n^{**}), para o produto P_2 (Amaciante Invicto Encantos e Aconchegos 1,8 l) devem ser produzidos 29 lotes de 60 caixas e um lote de 63 caixas, para o produto P_3 (Amaciante I. Sedução Intensa 1,8 l) deverão ser produzidos 19 lotes de 60 caixas e 1 lote de 74 caixas, e assim sucessivamente para os demais, conforme a Tabela 11.

Foram determinados intervalos para auxiliar na identificação do produto com base na sequência determinada por cada solução obtida. Por exemplo, dada uma solução qualquer $Sol' = [P_4[P_4^*] P_2[P_2^*] P_1[P_1^{**}]]$, as notações apresentadas no vetor Sol' indicam qual é o produto e a quantidade de lotes de caixas a serem produzidas, representando assim valores que estarão presentes nos intervalos listados na Tabela 11.

Mais detalhes sobre a representação e uso da notação para a interpretação das soluções obtidas são apresentados na Subseção 6.2.2.

Tabela 11 – Quantidade de caixas produzidas em lotes

Produto (P _n)	Produtos: (lotes x caixas)		Intervalos	Total produzido
	P _n * → (1 x c)	P _n ** → (1 x c)		
P ₁	P ₁ * → (25 x 60)	P ₁ ** → (1 x 101)	P ₁ *[0, 24]; P ₁ **[25]	1601
P ₂	P ₂ * → (29 x 60)	P ₂ ** → (1 x 63)	P ₂ *[26, 54]; P ₂ **[55]	1803
P ₃	P ₃ * → (19 x 60)	P ₃ ** → (1 x 74)	P ₃ *[56, 74]; P ₃ **[75]	1214
P ₄	P ₄ * → (42 x 60)	P ₄ ** → (1 x 103)	P ₄ *[76, 117]; P ₄ **[118]	2623
P ₅	P ₅ * → (42 x 60)	P ₅ ** → (1 x 81)	P ₅ *[119, 160]; P ₅ **[161]	2601
P ₆	P ₆ * → (13 x 60)	P ₆ ** → (1 x 101)	P ₆ *[162, 174]; P ₆ **[175]	881
P ₇	P ₇ * → (13 x 60)	P ₇ ** → (1 x 96)	P ₇ *[176, 188]; P ₇ **[189]	876
P ₈	P ₈ * → (14 x 60)	P ₈ ** → (1 x 105)	P ₈ *[190, 203]; P ₈ **[204]	945
P ₉	P ₉ * → (33 x 60)	P ₉ ** → (1 x 101)	P ₉ *[205, 237]; P ₉ **[238]	2081
P ₁₀	P ₁₀ * → (68 x 60)	P ₁₀ ** → (1 x 98)	P ₁₀ *[239, 306]; P ₁₀ **[307]	4178
P ₁₁	P ₁₁ * → (51 x 60)	P ₁₁ ** → (1 x 64)	P ₁₁ *[308, 358]; P ₁₁ **[359]	3124
P ₁₂	P ₁₂ * → (3 x 60)	P ₁₂ ** → (1 x 95)	P ₁₂ *[360, 362]; P ₁₂ **[363]	275
P ₁₃	P ₁₃ * → (15 x 60)	P ₁₃ ** → (1 x 69)	P ₁₃ *[364, 378]; P ₁₃ **[379]	969
P ₁₄	P ₁₄ * → (6 x 60)	P ₁₄ ** → (1 x 93)	P ₁₄ *[380, 385]; P ₁₄ **[386]	453
P ₁₅	P ₁₅ * → (14 x 60)	P ₁₅ ** → (1 x 79)	P ₁₅ *[387, 400]; P ₁₅ **[401]	419
P ₁₆	P ₁₆ * → (30 x 60)	P ₁₆ ** → (1 x 67)	P ₁₆ *[402, 431]; P ₁₆ **[432]	1867
P ₁₇	P ₁₇ * → (4 x 60)	P ₁₇ ** → (1 x 110)	P ₁₇ *[433, 436]; P ₁₇ **[437]	350
P ₁₈	P ₁₈ * → (3 x 60)	P ₁₈ ** → (1 x 78)	P ₁₈ *[438, 440]; P ₁₈ **[441]	258

Fonte: O Autor (2024).

Após essa etapa foi preenchida a matriz de tempos de processamento em minutos (min), dos produtos processados nas máquinas, de acordo com os lotes estabelecidos anteriormente. Por exemplo, para produzir vinte e cinco lotes de 60 caixas (P₁*) e um lote de 101 caixas (P₁***) do produto P₁ (Amaciante I. Encantos 500 ml) são necessários 149,5 min para o primeiro caso e 251,23 min para o segundo caso, considerando o somatório dos tempos de processamento nas máquinas: SILO, NARITA, SERAC2 e DATADORA, sucessivamente. O preenchimento completo da matriz dos tempos de processamento de todos os lotes está disponível em: <https://github.com/ENGJBMENDES/Disserta-o-de-Mestrado---Engenharia-de-Produ-o-2024-Jo-o-Batista.git>. A Tabela 12 apresenta parcialmente os tempos de processamento dos produtos considerando as informações presentes no Quadro 3 e os dados contidos na Tabela 11.

Tabela 12 – Tempos de processamento dos produtos em lotes (em minutos)

Produto (Job)	Tempos de processamento máquinas (min)				Total (min)
	SILO	NARITA	SERAC2	DATADORA	
P ₁ *	10	19	49,50	71	149,50
P ₁ **	16,83	31,98	83,20	119,52	251,53
P ₂ *	10,00	18,00	27,30	48,00	103,30
P ₂ **	10,50	18,90	28,60	50,40	108,40
P ₃ *	10,00	18,00	27,30	48,00	103,30
P ₃ **	12,33	22,20	33,60	59,20	127,33
P ₄ *	10,00	19,00	49,50	71,00	149,50

(Continua)

Tabela 12 – Tempos de processamento dos produtos em lotes (em minutos)

P ₄ **	17,17	32,62	84,90	121,88	256,57
P ₅ *	10,00	18,00	27,30	48,00	103,30
P ₅ **	13,50	24,30	36,80	64,80	139,40
P ₆ *	10,00	18,00	20,50	48,00	96,50
P ₆ **	16,83	30,30	34,40	80,80	162,33
P ₇ *	10,00	18,00	36,80	48,00	112,80
P ₇ **	16,00	28,80	32,70	76,80	154,30
P ₈ *	10,00	18,00	36,80	48,00	112,80
P ₈ **	17,50	31,50	35,80	84,00	168,80
P ₉ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₉ **	16,83	0,00	38,50	69,02	124,35
P ₁₀ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₀ **	16,33	0,00	37,30	66,97	120,6
P ₁₁ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₁ **	10,67	0,00	24,40	43,73	78,80
P ₁₂ *	10,00	18,00	34,10	48,00	110,10
P ₁₂ **	15,83	28,50	54,00	76,00	174,33
P ₁₃ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₃ **	11,50	0,00	26,30	47,15	84,95
P ₁₄	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₄ **	15,50	0,00	52,80	63,55	131,85
P ₁₅ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₅ **	13,17	0,00	30,10	53,98	97,25
P ₁₆ *	10,00	0,00	22,90	41,00	73,90
P ₁₆ **	11,17	0,00	25,50	45,78	82,45
P ₁₇ *	10,00	18,00	34,10	48,00	110,10
P ₁₇ **	18,33	33,00	62,50	88,00	201,83
P ₁₈ *	10,00	18,00	34,10	48,00	110,10
P ₁₈ **	13,00	23,40	44,30	62,40	143,10

Fonte: O Autor (2024).

Também foi preenchida a matriz de *setups* totais para cada uma das máquinas (SERAC, NARITA e Datadora), conforme é apresentado nas Tabelas 16, 17 e 18. Considerou-se o tempo de *setup* no Silo como sendo igual a 0.

Ressalta-se que na máquina SERAC2 o *setup* total é calculado pela soma dos tempos de *setup* ferramental, *setup* de produto e pelo *setup* de fragrâncias, devido as características e especialidades da máquina no processo de envase. As Tabelas 13, 14 e 15 correspondem as matrizes de *setup*, ferramental, de produto e de fragrâncias na máquina SERAC2.

Tabela 13 – Matriz de tempos de *setup* ferramental (min) na máquina SERAC2

<i>Job</i>	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	588	588	0	588	588	588	588	300	300	300	588	300	300	300	300	588	588
P ₂	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₃	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₄	0	588	588	0	588	588	588	588	300	300	300	588	300	300	300	300	588	588
P ₅	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₆	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₇	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₈	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₉	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₀	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₁	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₂	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₁₃	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₄	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₅	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₆	456	492	492	456	492	492	492	492	0	0	0	492	0	0	0	0	492	492
P ₁₇	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0
P ₁₈	432	0	0	432	0	0	0	0	516	516	516	0	516	516	516	516	0	0

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 14 – Matriz de tempos de *setup* de produto (min) na máquina SERAC2

<i>Job</i>	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	0	0	0	0	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
P ₂	0	0	0	0	0	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
P ₃	0	0	0	0	0	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
P ₄	0	0	0	0	0	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
P ₅	0	0	0	0	0	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
P ₆	30	30	30	30	30	0	0	0	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35
P ₇	30	30	30	30	30	0	0	0	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35
P ₈	30	30	30	30	30	0	0	0	35	35	35	35	35	35	35	35	35	35
P ₉	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₀	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₁	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₂	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₃	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₄	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₅	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₆	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₇	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₁₈	40	40	40	40	40	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 15 – Matriz de tempos de *setup* de fragrâncias (min) na máquina SERAC2

Job	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	0	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₂	0	0	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₃	30	30	0	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₄	30	30	30	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₅	30	30	30	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₆	0	0	0	0	0	0	30	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₇	0	0	0	0	0	30	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₈	0	0	0	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₉	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	30	30	30	30	30
P ₁₀	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	30	30	30	30	30	30	30	30
P ₁₁	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	0	0	30	30	30	30	30	30
P ₁₂	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	0	0	30	30	30	30	30	30
P ₁₃	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	0	30	30	30	0	30
P ₁₄	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	30	0	30	30	30	30
P ₁₅	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	30	30	0	30	30	30
P ₁₆	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	30	30	30	0	30	0
P ₁₇	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	0	30	30	30	0	30
P ₁₈	0	0	0	0	0	0	0	0	30	30	30	30	30	30	30	0	30	0

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 16 – Matriz de tempos de *setup* total (min) na máquina SERAC2

Job	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	588	618	30	618	628	628	628	340	340	340	628	340	340	340	340	628	628
P ₂	432	0	30	462	30	40	40	40	556	556	556	40	556	556	556	556	40	40
P ₃	462	30	0	462	30	40	40	40	556	556	556	40	556	556	556	556	40	40
P ₄	30	618	618	0	618	628	628	628	340	340	340	628	340	340	340	340	628	628
P ₅	462	30	30	462	0	40	40	40	556	556	556	40	556	556	556	556	40	40
P ₆	462	30	30	462	30	0	30	40	551	551	551	35	551	551	551	551	35	35
P ₇	462	30	30	462	30	30	0	40	551	551	551	35	551	551	551	551	35	35
P ₈	462	30	30	462	30	10	10	0	551	551	551	35	551	551	551	551	35	35
P ₉	496	532	532	496	532	522	522	522	0	30	30	522	30	30	30	30	522	522
P ₁₀	496	532	532	496	532	522	522	522	30	0	30	522	30	30	30	30	522	522
P ₁₁	496	532	532	496	532	522	522	522	30	30	0	492	30	30	30	30	522	522
P ₁₂	472	40	40	472	40	30	30	30	546	546	516	0	546	546	546	546	30	30
P ₁₃	496	532	532	496	532	522	522	522	30	30	30	522	0	30	30	30	492	522
P ₁₄	496	532	532	496	532	522	522	522	30	30	30	522	30	0	30	30	522	522
P ₁₅	496	532	532	496	532	522	522	522	30	30	30	522	30	30	0	30	522	522
P ₁₆	496	532	532	496	532	522	522	522	30	30	30	522	30	30	30	0	522	492
P ₁₇	472	40	40	472	40	30	30	30	546	546	546	30	516	546	546	546	0	30
P ₁₈	472	40	40	472	40	30	30	30	546	546	546	30	546	546	546	516	30	0

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 17 – Matriz de tempos de *setup* total de produto na máquina NARITA

<i>Job</i>	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	18,2	18,2	0	18,2	18,2	18,2	18,2	9,8	9,8	9,8	18,2	9,8	9,8	9,8	9,8	18,2	18,2
P ₂	20,1	0	0	20,1	0	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₃	20,1	0	0	20,1	0	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₄	0	18,2	18,2	0	18,2	18,2	18,2	18,2	9,8	9,8	9,8	18,2	9,8	9,8	9,8	9,8	18,2	18,2
P ₅	20,1	0	0	20,1	0	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₆	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	0	0	0	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₇	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	0	0	0	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₈	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	0	0	0	9,8	9,8	9,8	5,9	9,8	9,8	9,8	9,8	5,9	5,9
P ₉	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₀	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₁	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₂	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	0	9,8	9,8	9,8	9,8	0	0
P ₁₃	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₄	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₅	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₆	21,4	17,5	17,5	21,4	17,5	17,5	17,5	17,5	0	0	0	17,5	0	0	0	0	17,5	17,5
P ₁₇	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	0	9,8	9,8	9,8	9,8	0	0
P ₁₈	20,1	5,9	5,9	20,1	5,9	5,9	5,9	5,9	9,8	9,8	9,8	0	9,8	9,8	9,8	9,8	0	0

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 18 – Matriz de tempos de *setup* total de produto na máquina Datadora

<i>Job</i>	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈
P ₁	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₂	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₃	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₄	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₅	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₆	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₇	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₈	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₉	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₁₀	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2
P ₁₁	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2	2
P ₁₂	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2	2
P ₁₃	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2	2
P ₁₄	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2	2
P ₁₅	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	2
P ₁₆	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2
P ₁₇	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2
P ₁₈	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	0

Fonte: O Autor (2024).

6.2.2 Apresentação dos resultados obtidos

O algoritmo heurístico **NEHT-RB + VND + Economia de energia**, proposto por Vasconcelos (2023) foi implementado em linguagem de programação C++ e executado em um computador com processador Intel Core i5-9300H 2.40GHz, 16 GB de memória RAM e Sistema Operacional Linux Ubuntu 20.04 LTS. A instância, os valores, os parâmetros e os resultados obtidos são apresentados a seguir.

Nesta pesquisa, um problema com m máquinas e n tarefas é denotado como $n \times m$. Os valores usados são os seguintes:

- Número de máquinas m : 4;
- Número de tarefas n : 442;
- Distribuição dos tempos de *setup*: $[0, 628]$, considerando os valores presentes em todas as matrizes apresentadas (Figuras, 13, 14, 15, 16, 17, 18);
- Parâmetros do problema:
 - π_i : (Potência da máquina i), representada em KW:
Silo: 0 KW;
SERAC2: 7,35 KW;
NARITA: 4,5 KW;
Datadora: 0,55 KW;
 - ϑ_i : 0,05 (Fator de conversão da potência da máquina i quando ociosa);
 - sp_l : {0,8; 1,0; 1,2} (Fator de conversão do tempo de processamento para a velocidade de processamento l);
 - λ_l : {0,6; 1,0; 1,5} (Fator de conversão da potência da máquina para a velocidade de processamento l).

Além disso, uma instância foi gerada para o GPFS a partir dos dados e informações da empresa apresentados na Seção 6.2. Esta instância (Instancia-ASA-EC), encontra-se disponível em: <https://github.com/ENGJBMENDES/Disserta-o-de-Mestrado---Engenharia-de-Produ-o-2024-Jo-o-Batista.git>.

Em relação aos resultados obtidos, o algoritmo heurístico **NEHT-RB + VND + Economia de energia** retornou um conjunto de 4 soluções não-dominadas, conforme os conceitos apresentados na Seção 2.5, do Capítulo 2, que trata de Problemas de Otimização Multiobjetivo. A Tabela 19 apresenta as soluções não-dominadas, determinadas a partir da compilação do algoritmo que leva em consideração a otimização multiobjetivo dos critérios de desempenho *Makespan* e *TEC*.

Tabela 19 – Conjunto de soluções não-dominadas encontradas

Soluções não-dominadas	Medidas de desempenho analisadas	
	<i>Makespan</i> (min)	<i>TEC</i> (KW)
Sol_1	21711.1	2467.25
Sol_2	21714.9	2225.29
Sol_3	21719.8	2224.59
Sol_4	21720.6	1809.04

Fonte: O Autor (2024).

A Tabela 20 mostra o sequenciamento da produção definido por uma das soluções não- dominadas encontradas (*i.e.*, pela Sol_1) da Fronteira de Pareto. Para interpretação dos valores presentes na solução, considera-se a seguinte notação:

$$P_n [P_n^*] \text{ ou } [P_n^{**}] = W [0, 441]$$

Onde,

P_n representa o produto produzido, conforme a Tabela 9;

P_n^* define o lote do produto n de 60 caixas, conforme a Tabela 11, e;

P_n^{**} define o lote único do produto n seja de (63, 64, 67, 69, 74, 78, 79, 81, 93, 95, 96, 101, 103, 105 ou 110) caixas, conforme a Tabela 11.

$W [0, 441]$ representa a posição do produto, dado os intervalos apresentados na Tabela 11.

Tabela 20 – Sequenciamento definido pela Sol_1

$Sol_1 = [431$	405	414	413	412	411	410	409	408	407	406	404	403	402	427	426
425	424	423	422	421	420	419	418	417	416	415	428	429	430	432	382
385	384	383	381	380	386	204	190	191	192	193	194	195	196	197	198
199	200	201	202	203	437	436	433	434	435	379	365	368	364	366	372
373	374	375	376	377	378	367	369	371	370	395	396	397	398	399	400
394	387	388	389	390	391	392	393	401	363	360	361	362	55	27	28
29	30	31	45	44	43	26	41	40	39	38	37	36	35	34	33
42	46	47	48	49	50	51	53	54	32	52	441	439	438	440	330
311	312	313	314	315	316	317	318	320	321	322	323	324	325	326	327
328	319	310	329	308	309	340	339	338	337	336	335	334	333	331	332
358	357	356	355	354	353	352	351	341	349	348	347	346	345	344	343
342	350	359	2	1	0	8	17	24	23	22	21	20	19	18	25
16	15	14	5	6	7	9	10	11	12	13	4	3	212	205	206
207	208	209	210	233	234	235	236	237	211	213	214	215	216	217	218
219	220	232	222	223	224	225	226	227	228	229	230	231	221	238	248
272	273	274	275	276	277	278	279	251	281	282	283	284	285	286	287
288	289	280	253	254	255	256	257	258	259	260	271	262	263	264	265
266	267	268	269	270	261	290	291	292	293	294	295	296	297	298	299
301	302	303	304	305	306	300	252	239	240	242	243	244	245	246	247
307	249	250	241	186	187	185	184	183	182	181	180	179	178	177	176
188	189	171	164	165	166	167	168	169	170	172	173	174	163	162	175
60	59	58	57	56	62	61	63	64	65	66	67	68	69	70	71
72	73	74	75	152	158	153	154	155	156	160	159	157	130	119	120
121	122	123	124	125	131	126	129	128	146	132	133	134	135	136	137
138	139	140	141	142	143	144	145	127	147	148	149	150	151	161	85
110	102	103	104	105	97	96	95	100	88	89	90	91	92	93	94
117	116	115	114	113	112	111	87	109	108	107	106	98	99	101	77
76	78	79	80	81	82	83	84	86	118]						

Fonte: O Autor (2024).

Desta forma, dada a notação apresentada anteriormente, pode-se identificar que o primeiro elemento do vetor solução Sol_1 corresponde ao *job* (produto) $P_{16} [P_{16}^*] = 431$, seguido do $P_{16} [P_{16}^*] = 405$, $P_{16} [P_{16}^*] = 414$, e assim sucessivamente, até o $P_{16} [P_{16}^{**}] = 432$.

Logo, percebe-se, com base no vetor solução *Sol*₁, que deverão ser produzidos primeiramente 30 lotes de 60 caixas do produto P₁₆ (Desinfetante I. Original 500 ml) e um lote único de 67 caixas para o mesmo produto.

O padrão determinado segue para os demais lotes de produtos listados na sequência da solução analisada acima: P₁₄ [P₁₄*] = 382, P₁₄ [P₁₄*] = 385, P₁₄ [P₁₄*] = 384, até P₁₄ [P₁₄**] = 486, e assim por diante. O mesmo raciocínio se aplica para os P_n [P_n*] ou [P_n**] = W [0, 441] restantes da *Sol*₁ e também para as outras soluções presentes na FP. O sequenciamento da produção determinado por cada uma das soluções listadas na Tabela 19, pode ser consultado no link: <https://github.com/ENGJBMENDES/Disserta-o-de-Mestrado---Engenharia-de-Produ-o-2024-Jo-o-Batista.git>.

A solução atual da empresa (Tabela 22) apresenta um TEC de 2425,72 KW e um *Makespan* com valor igual a 21.742.73 minutos, isso corresponde a 362,38 h, ou seja, aproximadamente 15 dias. Dessa forma, para as soluções presentes na fronteira de Pareto foi apresentada uma análise comparativa em termos de custo (+) ou de lucro (-) para o valor (R\$) do consumo de energia da fábrica. Em relação ao *Makespan* é destacado a redução (-) ou o aumento (+) do tempo total de conclusão (min) dos produtos analisados.

O gerente de produção repassou que a empresa paga atualmente, aproximadamente R\$ 0,38 por KW consumido no galpão industrial. Logo, determinou-se, o custo total de energia e para melhor interpretação dos dados foi listado o *Makespan* obtido pelas soluções, conforme mostrado na Tabela 21.

Tabela 21 – Análise do *Makespan* e TEC de acordo com as soluções não-dominadas

TEC (KW)	Custo (R\$)	Redução ou aumento (R\$)	<i>Makespan</i> (min)	Redução ou aumento (min)
<i>Sol</i> ₁ = 2467.25	R\$ 937,56	+ R\$ 15,79	<i>Sol</i> ₁ = 21711.1	- 31.63
<i>Sol</i> ₂ = 2199.5	R\$ 845,61	- R\$ 76,16	<i>Sol</i> ₂ = 21714.9	- 27.83
<i>Sol</i> ₃ = 2199.3	R\$ 845,34	- R\$ 76,43	<i>Sol</i> ₃ = 21719.8	- 22.93
<i>Sol</i> ₄ = 2035.2	R\$ 687,43	- R\$ 234,34	<i>Sol</i> ₄ = 21720.6	- 22.13

Fonte: O Autor (2024).

Com base no conjunto de soluções não-dominadas o gerente da empresa decidirá qual das soluções (Tabela 21) melhor atenderá as suas preferências, levando em consideração o sequenciamento atual da empresa para os produtos analisados (Seção 6.3).

Destaca-se, a relevância da aplicação do método heurístico escolhido para a redução dos custos de energia que impactam diretamente na mitigação das emissões de gases poluentes, considerando o tipo de fonte de energia utilizada atualmente pela organização.

Em relação a minimização do *Makespan*, nota-se a sua relevância para o melhoramento da eficiência operacional, da competitividade e da capacidade de resposta das operações de manufatura, impactando positivamente tanto nos aspectos econômicos quanto nos ambientais da empresa. Essa métrica é muito importante nos sistemas produtivos, pois garante a otimização de recursos, o aumento da capacidade produtiva, atendimento a prazos, entre outros aspectos importantes.

As soluções presentes na fronteira de Pareto são importantes e contribuem para a adoção de práticas eficientes e tecnologias de gestão energética. A empresa analisada conseguirá não apenas reduzir seus custos operacionais, mas também diminuir a liberação de gases de efeito estufa e poluentes atmosféricos, pois em um contexto global cheio de preocupações ambientais, a busca por processos de produção energeticamente eficientes contribui para a redução da emissão de gases poluentes e para a promoção da sustentabilidade.

6.3 SOLUÇÃO ATUAL DA EMPRESA

O sequenciamento da produção realizado pela empresa é definido anualmente com base na previsão de vendas contabilizada pelo PCP. As decisões são tomadas pela alta direção, considerando a média de vendas estabelecida para o ano.

Neste sentido, o gerente da produção considera um sistema de previsão de vendas mensal, no qual a programação da produção é realizada diariamente de acordo com as orientações repassadas pelo PCP, que determina a fabricação dos produtos conforme a demanda e a prioridade dos pedidos do dia.

Na linha 2, os produtos são fabricados em fases que ocorrem durante o mês: no início do mês são produzidos desinfetantes de 500 ml; no meio, são fabricados amaciantes de 500 ml; e no final do mês, são produzidos produtos de 1.8 l, incluindo detergentes. A solução atual para a programação da produção (*scheduling*) realizada no mês de agosto de 2023, com base nos parâmetros e dados utilizados para executar o algoritmo heurístico, é apresentada nas Tabelas 22 e 23.

Tabela 22 – Solução atual da empresa

Solução	Makespan (min)	TEC (KW)	Custo total de (R\$)
<i>Sol_{EC}</i>	21742.73	2425.72	R\$ 921,77

Fonte: O Autor (2024).

Tabela 23 – Sequenciamento atual da empresa dado por *SolEC*

<i>SolEC</i> = [120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132 27 28 29 30
31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 434 435 436 437 438 361
362 363 364 439 440 441 442 191 192 193 194 195 196 197 198 199 200 201
202 203 204 205 177 178 179 180 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190
163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176 133 134 135 136
137 138 139 140 141 142 143 144 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154
155 156 157 158 159 160 161 162 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69
70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 1
2 3 4 5 6 7 8 9 240 241 242 243 244 245 246 247 248 249 250 251 252 253
254 255 256 257 258 259 260 261 262 263 264 265 266 267 268 269 270 271
309 310 311 312 313 314 315 316 317 318 319 320 321 322 323 324 325 326
327 328 329 330 331 332 333 334 335 336 337 338 339 340 341 342 343 344
345 346 347 348 349 350 351 352 353 354 355 356 357 358 359 360 206 207
208 209 210 211 212 213 214 215 216 217 218 219 220 221 222 223 224 225
226 227 228 229 230 231 232 233 234 235 236 237 238 239 272 273 274 275
276 277 278 279 280 281 282 283 284 285 286 287 288 289 290 291 292 293
294 295 296 297 298 299 300 301 302 303 304 305 306 307 308 403 404 405
406 407 408 409 410 411 412 413 414 415 416 417 418 419 420 421 422 423
424 425 426 427 428 429 430 431 432 433 365 366 367 368 369 370 371 372
373 374 375 376 377 378 379 380 388 389 390 391 392 393 394 395 396 397
398 399 400 401 402 381 382 383 384 385 386 387 94 95 96 97 98 99 100
101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118
119 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 47 48 49 50 51 52
53 54 55 56]

Fonte: O Autor (2024).

7 CONCLUSÃO

A crescente atenção voltada para a redução dos impactos ambientais gerados pela indústria de manufatura tem ganhado destaque na atualidade, impulsionando a busca incessante por estratégias que contribuam para a eficiência operacional e energética nos sistemas produtivos. Diante deste cenário, o desenvolvimento e aplicação de métodos, como o utilizado nesse trabalho, tornam-se necessários, especialmente em meio a complexidade existente na maioria dos problemas de sequenciamento da produção.

Nesta dissertação considerou-se a aplicação de um algoritmo heurístico para solucionar um problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais (GPFSP) em uma empresa de produtos de limpeza, localizada na cidade de Recife – PE. O método escolhido visou a minimização das medidas de desempenho *Makespan* e TEC, duas funções objetivos que são conflitantes entre si: uma indicadora do nível de serviço e a outra considera aspectos ambientais relacionados ao consumo de energia.

A partir do questionamento norteador, foi possível alcançar o objetivo principal desta pesquisa, destacando a relevância deste estudo para o campo da programação da produção (*scheduling*) e suas implicações práticas e teóricas que contribuem para o avanço do conhecimento na área. O desenvolvimento de pesquisas como esta é essencial para promover práticas mais sustentáveis, inovadoras e socialmente responsáveis, beneficiando não apenas o meio ambiente, mas também as empresas e a sociedade como um todo.

No âmbito da revisão da literatura e análise bibliométrica, ambas proporcionaram uma visão mais abrangente do estado arte e das principais tendências de crescimento e interesse relacionadas à temática que envolve os problemas de sequenciamento em ambientes *flow shop*. Identificou-se a existência de uma lacuna sobre a escassez de trabalhos que utilizam em seu escopo a aplicação de métodos heurísticos em PFSP reais que são encontrados no cotidiano das organizações. Isso pode ser explicado pela maioria dos estudos focarem no desenvolvimento ou aprimoramento de algoritmos, comparando sua eficiência com os já existentes na literatura.

Com relação à implementação e análise dos algoritmos clássicos para solucionar os PFS, observou-se a eficácia do NEHT-RB em comparação à heurística de NEH. Esse método heurístico está alinhado aos atributos inerentes ao problema da empresa, ao abordar um problema de *flow shop* permutacional envolvendo aspectos ambientais com tempos de *setup* dependentes da sequência. Além disso, o NEHT-RB está presente no método aplicado que é proposto por Vasconcelos (2023) e nas contribuições de Ramezani *et al.* (2019).

O estudo de caso conduzido na empresa proporcionou uma compreensão mais aprofundada e holística sobre o PFSP dentro do seu contexto real. As visitas técnicas resultaram no diagnóstico do sequenciamento atual para a linha de produção analisada, identificada como um *flow shop* permutacional. Essas visitas foram fundamentais para a coleta de dados e informações extremamente necessárias para a modelagem do problema.

Foi empregado, inicialmente, um modelo matemático (MPLIM) da literatura para o problema investigado. O algoritmo escolhido atendeu aos objetivos estabelecidos na Seção 1.2 e foi aplicado a uma instância gerada com base nos dados e informações coletadas e repassadas pela empresa. Este método demonstra eficiência ao proporcionar baixo tempo computacional, permitindo a obtenção de soluções com menor consumo de energia. O algoritmo heurístico possibilita a economia de energia por meio do controle de velocidade das máquinas, dada a determinação de um *Makespan* que não sofre nenhum tipo de prejuízo.

Por se tratar de um problema de otimização multiobjetivo, caracterizado por objetivos conflitantes, não é verificada apenas uma solução, mas sim um conjunto de soluções promissoras. A qualidade dessas soluções foi avaliada segundo o critério de Pareto, no qual as melhores soluções compõem a Fronteira de Pareto e são consideradas não-dominadas ou soluções Pareto-ótimas. O algoritmo retornou um conjunto com 4 soluções não-dominadas, considerando a minimização dos critérios de desempenho definidos. Essas soluções apresentam a ordem de processamento dos produtos, sendo propostas ao responsável pela programação da produção da empresa. Com a implantação dessas soluções dada as preferências do decisor é possível obter ordens de processamentos para os produtos com resultados satisfatórios. O gerente de produção pode considerar diferentes soluções que favoreçam a minimização de um ou outro objetivo por vez, baseando-se no *tradeoff* entre o *Makespan* e o TEC.

Ao possibilitar a minimização do *Makespan* em um problema de *flow shop* permutacional com considerações ambientais (*i.e.*, considerando também a minimização do TEC), é possível obter impactos positivos no âmbito econômico, social e ambiental. No âmbito econômico essa pesquisa contribui para a redução dos altos custos de produção nos processos produtivos que reflete diretamente no valor final do produto pago pelo consumidor, além de ocasionar maior rentabilidade para as organizações e redução de custos desnecessários. No âmbito social, a contribuição deste estudo pode influenciar na demanda dos consumidores por produtos cada vez mais responsáveis do ponto de vista ambiental e, conseqüentemente, incentivar outras empresas a também adotarem práticas mais sustentáveis em suas decisões, tornando possível o desenvolvimento de uma sociedade mais consciente

sobre seus impactos ao meio ambiente. E, por fim, no âmbito ambiental por considerar a redução do consumo de energia em sua formulação, a otimização das soluções geradas para o problema estudado contribui para uma maior sustentabilidade ambiental (*i.e.*, através da eficiência energética e da redução da emissão de gases poluentes na atmosfera, como, por exemplo, o CO₂).

Esta pesquisa é capaz de proporcionar *insights* importantes para a teoria, principalmente por apresentar implicações teóricas significativas ao contribuir para o avanço do conhecimento na área de sequenciamento de produção. Isso pode influenciar teorias relacionadas à otimização heurística, operações industriais e eficiência em processos de produção. Adicionalmente, pode abrir caminho para investigações futuras e o aprimoramento de algoritmos heurísticos aplicados a contextos mais práticos.

7.1 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Apesar de o estudo ter demonstrado que o procedimento heurístico adotado foi eficaz para solucionar o GPFSP da empresa, é importante ressaltar que algumas dificuldades foram encontradas em relação a obtenção dos dados e informações necessárias para resolver o problema estudado. Durante a fase de interpretação e estruturação desses pontos, identificaram-se algumas dúvidas e divergências, as quais foram posteriormente abordadas e sanadas por meio de reuniões e diálogos com o gerente de produção e os seus colaboradores.

Outra limitação diz respeito à generalização restrita do estudo do caso, uma vez que este se concentrou apenas em uma única empresa. Dessa maneira, os resultados podem não ser diretamente generalizáveis para outras organizações do mesmo setor ou mesmo para diferentes unidades da mesma empresa. A singularidade das circunstâncias específicas da empresa em estudo pode limitar a aplicação mais ampla dos resultados.

7.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para complementar o trabalho realizado nesta dissertação, sugere-se o aprimoramento, a aplicação e o desenvolvimento de novos algoritmos heurísticos voltados para a solução de problemas de *flow shop* com considerações ambientais presentes na indústria de manufatura. O objetivo é preencher a lacuna de conhecimento na área, relacionada à ausência de estudos aplicados aos problemas existentes no cotidiano das empresas.

Além disso, é relevante estudar a aplicação de heurísticas, meta-heurísticas, técnicas de simulação em outras variantes do *flow shop*, abordando situações que envolvam casos reais. Sugere-se também explorar a adoção de outras medidas desempenho, como o tempo total de fluxo e o atraso máximo, além de considerar os critérios a nível ambiental, como o consumo de carbono e a poluição (*i.e.*, outros gases, ruídos e poeira), com base em técnicas de otimização multiobjetivo.

O banco de dados utilizado neste estudo poderá ser empregado em pesquisas futuras, permitindo que outros pesquisadores validem, reproduzam ou expandam suas descobertas, contribuindo para o avanço do conhecimento na área. Esse enfoque possibilitará uma compreensão mais abrangente e aplicada, fortalecendo a eficácia das soluções propostas.

REFERÊNCIAS

- AGHAKHANI, Sina; RAJABI, Mohammad Sadra. *A new hybrid multi-objective scheduling model for hierarchical hub and flexible flow shop problems*. **AppliedMath**, v. 2, n. 4, p. 721-737, 2022.
- ABREU, J. L. *et al. Rigor metodológico em estudos de caso na engenharia de produção: uma análise de duas décadas de pesquisa empírica*. In: **XLII Encontro nacional de engenharia de produção – ENEGEP**, "Contribuição da Engenharia de Produção para a Transformação Digital da Indústria Brasileira", 2022.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEE. Brasília: **ANEEL**, 2022. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/cedoc/ren20221040.html> . Acesso em: 15 de agosto de 2023.
- ALMEDER, C.; HARTL, R. F. *A metaheuristic optimization approach for a real-world stochastic flexible flow shop problem with limited buffer*. **International Journal of Production Economics**, v.145, p. 88-95, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.09.014>
- ALVES, A. D. YANASSE, H. H. SOMA, N. Y. (2016). *An analysis of bibliometric indicators to JCR according to Benford's law*. *Scientometrics* (Online), v. **Online**, p. 1, 2016.
- ARENALES, Marcos *et al. Pesquisa operacional para cursos de engenharia*. 2.ed. [S.l.]: **Elsevier**, 2015.
- AVANCINI, R. P. *Proposta de um método de gestão de manufatura sustentável por meio da integração de práticas Lean e Green Manufacturing*. São Paulo: **Dialética Editora**, 2022.
- BALANÇO ENERGÉTICO NACIONAL 2020: Ano base 2019/**Empresa de Pesquisa Energética**. Rio de Janeiro: EPE, 2020. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dadosabertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2022>. Acesso em: 12 de dezembro de 2022.
- BARBOSA, J. B. M.; FERREIRA, R. C. S. N.; KRAMER, R. *Sequenciamento da produção em ambientes flow shop envolvendo considerações ambientais: uma análise bibliométrica*. **LV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, São José dos Campos**, 2023.
- BLUM, C.; ROLI, A. *Metaheuristics in combinatorial optimization: overview and conceptual comparison*. **ACM Comput. Surv.** v.35, n.3, p. 268–308, 2003. DOI: <https://doi.org/10.1145/937503.937505>
- BUETTGEN, J. J. *Planejamento e controle da produção*. **Grupo UNIASSELVI**, 2011.
- BURKE, E. K.; KENDALL, G. *Search Methodologies – Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques*. **Springer**, 2014.
- BRUM, A.; RITT, M. *Automatic Algorithm Configuration for the Permutation Flow Shop Scheduling Problem Minimizing Total Completion Time*. **Springer Link**, p. 1-16, 2018.

BRUCKER, P. *Scheduling Algorithms*. 5. ed. Berlin: Springer, 2006.

CARDOSO, W. *Planejamento e Controle da Produção (PCP): a teoria na prática*. São Paulo: **Edgard Blücher** Ltda, 2021.

CAUCHICK-MIGUEL, P.A. *et al. Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operação*. Rio de Janeiro: **Elsevier**, 2018.

CAUCHICK-MIGUEL, P.; ZOMER, T.; DRESCH, A. *Dificuldades na adoção de estudo de caso na engenharia*. In: Metodologia científica para engenharia. 3. ed. Rio de Janeiro: **Elsevier**, p. 189–214, 2019.

CONWAY, R.W.; MAXWELL, W.L.; MILLER, L.W. *Theory of scheduling*. Reading: **Addison-Wesley**, 1967.

CORRÊA, Henrique L., CORRÊA Carlos A. *Administração de produção e operações*. 5. ed. São Paulo: **Editora Atlas**, 2022.

COTA, F. dos R.; VIEIRA, N. H.; JÚNIOR, A. de C. G.; GOMES, H. C.; FORTES, A. *An simheuristic approach to solve the multi-objective permutation flowshop problem*. **Brazilian Journal of Development**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 5550–5563, 2022.
DOI: <https://doi.org/10.34117/bjdv8n1-374>

DEB, K. *Introduction to evolutionary multiobjective optimization*. In: J. Branke, K. Deb, K. Miettinen, R. Słowiński (Eds.), Multiobjective Optimization. Lecture Notes in **Computer Science**, 5252. Berlin: Springer, 2008.

DEL RÍO, Daniel Guzmán *et al. Análise da eficiência energética por meio da simulação de processos industriais: uma abordagem complementar na Indústria 4.0*. **Peer Review**, v. 5, n. 1, p. 245-258, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.53660/prw.108.uni115>

DIAZ, J.; OCAMPO-MARTINEZ, C. *Energy efficiency in discrete-manufacturing systems: Insights, trends, and control strategies*. **J. Manuf. Syst**, v.52, p. 131-145, 2019. Disponível em:
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.05.002>

DORIGO, M. Optimization, learning and natural algorithms. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, 1992.

DROESCHER, F. D.; SILVA, E. L. *O pesquisador e a produção científica*. **Perspectivas em Ciência da Informação**, v.19, n.1, p.170-189, 2015.

DONTHU, N. *et al. How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines*. **Journal of Business Research**, v. 133, n. 133, p. 285–296, set. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>

EHRGOTT, M. *Multicriteria Optimization*. **Springer-Verlag**, Berlin/Heidelberg, 2 ed. 2005.

EISENHARDT, K.M. *Building theories from case study research*. **Acad. Manag.**, v. 14, p. 532–550, 1989.

EMMONS, Hamilton.; Vairaktarakis, GEORGE. *Flow Shop Scheduling: Theoretical Results, Algorithms, and Applications*. **Springer**, 2012.

FARAJI, A.; BEHNAMIAN, J. *Multi-objective green flowshop scheduling problem under uncertainty: Estimation of distribution algorithm*. **Journal of Cleaner Production**, v. 251, 119734, 2020.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119734>

FERRER, J. *et al. Manufatura enxuta sustentável – metodologia de aplicação do mapeamento de fluxo de valor sustentável (SUS-VSM)*. **Revista Brasileira de Mecatrônica**, São Caetano do Sul, SP, v.4, n.3, p. 01-18, 2022.

FEO, T. A.; RESENDE, M. G. *Greedy randomized adaptive search procedures*. *Journal of global optimization*, **Springer**, v. 6, n. 2, p. 109–133, 1995.

DOI: <https://doi.org/10.1007/BF01096763>

FOUMANI, M.; SMITH-MILES, K. *The impact of various carbon reduction policies on green*

flowshop. **Applied Energy**, v. 249, p. 300-315, 2019.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.04.155>

FUCHIGAMI, H.Y. *Introdução ao sequenciamento da produção*. Aparecida de Goiânia: UFG,

Material didático, versão 8.0, 2021.

FUCHIGAMI, H. Y. *Sequenciamento da produção em sistemas flow shop*. Gráfica UFG, Goiânia – GO, 2015.

FUCHIGAMI, Helio Yochihiro; MOCCELLIN, João Vitor. *Influência da relação entre os tempos de processamento e de setup em flow shop híbridos*. **Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento**, v. 6, n. 2, p. 318-331, 2014.

GAO, K. *et al. A review of energy-efficient scheduling in intelligent production systems*. **Springer Link**, v. 6, p. 237–249, 2020.

GUELFY, M. *et al. Estudo comparativo entre variações de evolução diferencial para a sintonia de controladores PID*. **Revista Científica do Instituto Federal de São Paulo**, Sinergia, São Paulo, v. 22, n. 1, p. 70-78, 2021.

GENDREAU, M; POTVIN, J.-Y. *Handbook of Metaheuristics*. **Springer**, 2010.

GLOVER, F. *Heuristics for integer programming using surrogate constraints*. **Decision Science**, v.8, p. 156-166, 1986.

GLOVER, Fred. *Tabu search fundamentals and uses*. Boulder: Graduate School of Business, University of Colorado, 1995.

GLOVER, F.; LAGUNA, M. *Tabu Search*. Boston: Kluwer academic Publishers, 1997.

GOLDBARG, M. C.; GOLDBARG, E. G.; LUNA, H. P. L. *Otimização combinatória e meta-heurísticas: algoritmos e aplicações*. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

GRAHAM, R.; LAWLER, E.; LENSTRA, J.; KAN, A. *Optimization and Approximation in Deterministic Sequencing and Scheduling: a Survey*. **Annals of Discrete Mathematics**, n. 5, p. 287–326, 1979.

GONZÁLEZ-NEIRA, E. M.; FERONE, D.; HATAMI, S.; JUAN, A. A. *A biased-randomized simheuristic for the distributed assembly permutation flowshop problem with stochastic processing times*. **Simulation Modelling Practice and Theory**, v.79, p.79-36, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2017.09.001>

GUPTA, J. N. D. *Two-stage hybrid flowshop scheduling problem*. **Journal of the Operational Research Society**, v. 39, p. 359-364, 1988.

HATAMI, S.; CALVET, L.; FERNÁNDEZ-VIAGAS, V.; FRAMIÑÁN, J. M.; JUAN, A. A. *A simheuristic algorithm to set up starting times in the stochastic parallel flowshop problem*. **Simulation Modelling Practice and Theory**, v.86, p. 55-71.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2018.04.005>

HILLIER, Frederick S.; LIEBERMAN, Gerald J. *Introdução à Pesquisa Operacional*. Porto Alegre: AMGH Editora Ltda., 2013.

HORDONES, P. A.; FUCHIGAMI, H. *Programação da produção em flow shop permutacional envolvendo medidas de atraso: uma contribuição bibliométrica a partir da base de dados web of science*. **HOLOS**, [S. l.], v. 7, p. 81–97, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.15628/holos.2017.5711>

HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. [S.l.]: The University of Michigan Press, 1975.

HINRICHS *et al.* *Energia e Meio Ambiente*. São Paulo: Cengage Learning, 2014.

HUANG, K. *et al.* *Competitive and cooperative-based strength pareto evolutionary algorithm for green distributed heterogeneous flow shop scheduling*, **Intelligent Automation & Soft Computing**, v. 37, n.2, p. 2077–2101, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.32604/iasc.2023.040215>

IEA. **CO2 Emissions in 2022**, IEA-Statistics. International Energy Agency, Paris, 2023.
Disponível em: <https://www.iea.org/reports/co2-emissions-in-2022> Acesso em: 15 de agosto de 2023.

JUM'A, Luay *et al.* *Towards a sustainability paradigm; the nexus between lean green practices, sustainability-oriented innovation and Triple Bottom Line*. **International Journal of Production Economics**, v. 245, p. 108393, 2022.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108393>

JUN, S.; PARK, J. *A hybrid genetic algorithm for the hybrid flow shop scheduling problem with nighttime work and simultaneous work constraints: A case study from the transformer Industry*. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 42, n. 15-16, p. 6196-6204, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.03.012>

JOHNSON, S. M. *Optimal two- and three-stage production schedules with set up times included*. **Naval Research Logistics Quarterly**, v. 1, p. 61-68, 1954. DOI: <https://doi.org/10.1002/nav.3800010110>

JUNG, Carlos *Metodologia para pesquisa & desenvolvimento: aplicada a novas tecnologias, produtos e processos*, Rio de Janeiro: **Axcel Books**, 2004.

JÚNIOR, A.; LLANOS, J. *Production sequencing in a flow shop system using optimization and heuristic algorithm*. *Gestão & Produção* [online], v. 28, n. 1, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/1806-9649.2020v28e3886>

KARABOGA, D. *An idea based on honey bee swarm for numerical optimization*. Technical Report TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, **Computer Engineering Department**, 2005.

KHARE, A; AGRAWAL, S. *Effective heuristics and metaheuristics to minimise total tardiness for the distributed permutation flow shop scheduling problem*, **International Journal of Production Research**, p. 7266-7282, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1837982>

KRAMER, Raphael *et al*. *A matheuristic approach for the Pollution-Routing Problem*. **European Journal of Operational Research**, v. 243, p. 523-539, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.12.009>

KRAMER, R. H. F. R. *Uma abordagem heurística para o pollution-routing problem*. 89.p. Dissertação (Mestrado) – **Universidade Federal da Paraíba-UFPB**, João Pessoa -PB, 2014.

KRAMER, R.; KRAMER, A. *An Exact Framework for the Discrete Parallel Machine Scheduling Location Problem*. **Computers and Operations Research**, v. 132, 105318, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105318>

KIESKOSKI, A. *Um estudo do problema de flow shop permutacional. Uma proposta de solução através da metaheurística colônia de formigas*. Dissertação de Mestrado - Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Setores de Tecnologia e Ciências Exatas, da **Universidade Federal do Paraná, Curitiba - PR**, p. 1-109, 2016.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C.D.; VECCHI, M.P. *Optimization by simulated annealing*. **Science**, v.220(4598), p.671-680, 1983. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>

LENESTRA, J. K.; RINNOOY, A. H. G. K. *Complexity of machine scheduling problems*. *Journal Mathematical Programming*, v. 1, p. 343–362, 1977. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0167-5060\(08\)70743-X](https://doi.org/10.1016/S0167-5060(08)70743-X)

LI, M.; WANG, G. *A review of green shop scheduling problem*. **Information Sciences**, v. 589, p. 478-496, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.12.122>

LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. De. A.; STEINER, M. T. A. *Meta-heurísticas em pesquisa operacional*. Curitiba: **Omnipax**, p. 472, 2013.

LOPEZ, P.; ROUBELLAT, F. *Production scheduling*. **John Wiley & Sons**, p. 1-384, 2013.

LOURENÇO, H. R.; MARTIN, O. C.; STÜTZLE, T. *Iterated local search*. In: Handbook of Metaheuristics. Boston, MA: **Springer US**, p. 320–35, 2003.
DOI: https://doi.org/10.1007/0-306-48056-5_11

LU, C. *et al.* *Energy-efficient permutation flow shop scheduling problem using a hybrid multiobjective backtracking search algorithm*. **Journal of Cleaner Production**, v. 144, p. 228-238, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.01.011>

LUST, T., TEGHEM, J. *Two-phase Pareto local search for the biobjective traveling salesman problem*. **J Heuristics** v.16, p.475–510, 2010.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10732-009-9103-9>

MANSOURI, S. A.; AKTAS, E.; BESIKCI, U. *Green scheduling of a two-machine flowshop: Trade-off between makespan and energy consumption*. **European Journal of Operational Research**, v. 248, Issue 3, p. 772-788, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.08.064>

MARICHELVAM, M. K.; GEETHA, M; TOSUN, Ö. *An improved particle swarm optimization algorithm to solve hybrid flowshop scheduling problems with the effect of human factors - A case study*. **Computers & Operations Research**, v. 114, p. 1-9, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104812>

MARIMIN. FARHAN, M. N. *Sustainable flexible flow shop scheduling optimization in flexible packaging industry using genetic algorithm*. **IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science**, v. 472, 012050, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/472/1/012050>

MLADENOVIC, N. & HANSEN, P. *Variable Neighborhood Search*. **Computers and Operations Research**. v. 24, p.1097-1100, 1997.

MLADENOVIC, Nenad; HANSEN, Pierre. *Variable neighborhood search*. **Computers & operations research**, Elsevier, v. 24, n. 11, p. 1097–1100, 1997.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(97\)00031-2](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(97)00031-2)

MOUTINHO, K. K. G. *et al.* *Mapeamento de fluxo de valor: uma revisão bibliográfica sistemática das dissertações dos programas de pós-graduação de engenharia de produção*. **Brazilian Journal of Development**, v. 8, n. 5, p. 38768-38791, 2022.
DOI: <https://doi.org/10.34117/bjdv8n5-394>

- MOU, J. *et al.* An effective hybrid collaborative algorithm for energy-efficient distributed permutation flow-shop inverse scheduling. **Future Generation Computer Systems**, v. 128, p. 521-537, 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2021.10.003>
- MOREIRA, Daniel. *Administração da produção e operações*. 1. ed. Saraiva, p.1-165, 2017.
- NAWAZ, M.; ENSCORE, E. E., HAM I. A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem. **Omega**, v.11, p.91-95, 1983.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(83\)90088-9](https://doi.org/10.1016/0305-0483(83)90088-9)
- NEUFELD, J.; SHULZ, S.; BUSCHER. A systematic review of multi-objective hybrid flow shop scheduling. **European Journal of Operational Research**, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.08.009>
- NOURI, N.; LADHARI, T. Evolutionary multiobjective optimization for the multi-machine flow shop scheduling problem under blocking. **Annals of Operations Research**, v.267, p.413–430.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-017-2465-8>
- OLIVEIRA, A. C. B.; SANTOS, C. A. B. dos.; FLORÊNCIO, R. R. *Métodos e técnicas de pesquisa em educação*. **Revista Científica da FASETE**, Bahia, v. 1, n. 36, p. 36-50, 2019.
- PAN, Q-K *et al.* Effective heuristics and metaheuristics to minimize total flowtime for the distributed permutation flowshop problem. **Expert systems with applications**, v.124, p. 309 - 324, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.062>
- PINEDO, Michael. *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*. 6. ed. Berlin: **Springer Nature**, 2022.
- PINHEIRO, Eliane *et al.* How to identify opportunities for improvement in the use of reverse logistics in clothing industries? A case study in a Brazilian cluster. **Journal of Cleaner Production**, v. 210, p. 612–619, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.11.024>
- QUEIROZ, C. P.; HORACIO, G. *Análise Bibliométrica das Publicações do ENEGEP Sobre Ergonomia Cognitiva Entre os Anos de 2004 e 2014*. In: **XXXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, 35. Fortaleza: ABEPRO, 2015.
- RAHMANI, D.; RAMEZANIAN, R. A stable reactive approach in dynamic flexible flow shop scheduling with unexpected disruptions: A case study. **Computers & Industrial Engineering**, v. 98, p. 360-372, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.06.018>
- RAMEZANIAN, R.; VALI-SIAR, M. M.; JALALIAN, M. Green permutation flowshop scheduling problem with sequence dependent setup times: a case study. **International Journal of Production Research**, v. 5, p. 3311-3333, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1581955>

RÍOS-MERCADO, R.Z., BARD, J.F.; *Heuristics for the flow line problem with setup costs*. **European Journal of Operational Research**, v.110, n.1, p. 76–98, 1998.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(97\)00213-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(97)00213-0)

RIBEIRO, V.; CORDEIRO, N. H. M. *Sequenciamento da produção: uma proposta para o sistema make to order*. **Revista Produção Online**, [S. l.], v. 20, n. 2, p. 720–746, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v20i2.3863>

ROSSI, Fernando Luis. *Métodos heurísticos para minimização da duração total da programação e do tempo total de fluxo em ambientes flow shop permutacional*. Tese de Doutorado. **Universidade de São Paulo**, 2015.

RUIZ, R.; MAROTO, C.; ALCARAZ, J. *Solving the flowshop scheduling problem with sequence dependent setup times using advanced metaheuristics*. **European Journal of Operational Research**, v.165, p. 34-54, 2005.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.01.022>

RUIZ, R.; STÜTZLE, T. *An Iterated Greedy heuristic for the sequence dependent setup times flowshop problem with makespan and weighted tardiness objectives*. **European Journal of Operational Research**, v.187, p.1143–1159, 2008.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.07.029>

SCHULZ, Sven; BUSCHER, Udo; SHEN, Liji. *Multi-objective hybrid flow shop scheduling with variable discrete production speed levels and time-of-use energy prices*. **Journal of Business Economics**, v. 90, p. 1315-1343, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11573-020-00971-5>

SHAPIRO, Alexander; DENTCHEVA, Darinka; RUSZCZYŃSKI, Andrzej. *Lectures on Stochastic Programming: Modeling and Theory*, USA: **SIAM**, 2009.

SIPPER, D.; BULFIM Jr., R. *Production: Planning, Control and Integration*. New York: **Mc Graw Hill**, 1997.

SILVA, D.; SILVA, E.; OMETTO, A. *Green manufacturing: uma análise da produção científica e de tendências para o futuro*. **Production**, v.26 n.3, p. 642-655. 2016.
DOI: <https://doi.org/10.1590/0103-6513.032513>

SILVA, D. M.; GUIMARÃES, I. F. G.; PAVANELLI, D. N. *Ambiente flow shop em uma linha semi-paralela com estoque intermediário e operação de sincronização ao final das semi-linhas: resultados de um estudo de cenários por meio da simulação computacional: Flow shop environment on a semi-parallel line with intermediate stock and synchronization operation at the end of the semi-lines: results of a scenario study using computer simulation*. **Brazilian Journal of Business**, [S. l.], v. 5, n. 4, p. 2065–2080, 2023.
DOI: <https://doi.org/10.34140/bjbv5n4-016>

SOUZA, M. J. F. *Inteligência computacional para otimização*. **Notas de aula, Departamento de Computação**, Universidade Federal de Ouro Preto, 2011.

SLACK, N.; BRANDON-JONNES, P.; JOHNSON, R. *Administração da produção*. 10. ed. São Paulo: **Editora Atlas**, 2023.

SLACK, Nigel; LEWIS, Michael. **Operations strategy**. John Wiley & Sons, Ltd, 2015.

SILVA, T. C.; FUCHIGAMI, H. Y. *Desenvolvimento e análise de regras de sequenciamento da produção para minimização de medidas de atraso em flow shop com tempos de setup*.

Revista Produção Online, [S. l.], v. 18, n. 2, p. 454–478, 2018.

DOI: <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v18i2.2819>

SILVA, A.; VALENTE, J.; SCHALLER, J. *Metaheuristics for the permutation flowshop problem with a weighted quadratic tardiness objective*. **Computers & Operations Research**, v.140, 2022.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2021.105691>

SIMONS JR, J. V. *Heuristics in flow shop scheduling with sequence dependent setup times*.

Omega – The International Journal of Management Science, Oxford, v.20, n.2, p.215-225.

SOARES, S. V., PICOLLI, I. R. A.; CASAGRANDE, J. L. *Pesquisa Bibliográfica, Pesquisa Bibliométrica, Artigo de Revisão e Ensaio Teórico em Administração e Contabilidade*.

Administração: Ensino e Pesquisa, v.19, n.2, p.308-339, 2018.

TAILLARD, E. *Some efficient heuristic methods for the flow shop sequencing problem*.

European Journal of Operational Research, v.47, n.1, p. 65–74, 1990.

DOI: [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90090-X](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90090-X)

TAVARES, D. M. L.; BASTOS, L. S. L.; REIS, K. A. *Uma proposta de heurísticas e meta-heurísticas aplicadas ao problema de flow shop scheduling / A proposal of heuristics and metaheuristics for solving the flow shop scheduling problem*. **Brazilian Journal of Development**, v.6, n.6, p.38266–38282, 2020.

DOI: <https://doi.org/10.34117/bjdv6n6-390>

TANG, H. *et al. Hybrid Flow-Shop Scheduling Problems with Missing and Re-Entrant Operations Considering Process Scheduling and Production of Energy Consumption*,

Sustainability (Basel, Switzerland), v.15, n.10, p. 7982, 2023.

DOI: <https://doi.org/10.3390/su15107982>

TEIXEIRA, Ewerton; SUBRAMANIAN, Anand; KRAMER, Hugo Harry. *Um algoritmo populacional para o problema de flow shop com bloqueio e minimização do makespan*. In: **ENCONTRO DE TEORIA DA COMPUTAÇÃO (ETC)**, 8., 2023, João Pessoa/PB. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2023. p. 180-184. ISSN 2595-6116.

DOI: <https://doi.org/10.5753/etc.2023.230720>

TUBINO, D. F. *Planejamento e Controle da Produção - Teoria e Prática*. 3. Ed. São Paulo: **Editora Atlas**, 2022.

VADAKKEPATT, G. G.; WINTERICH, K. P.; MITTAL, V.; ZINN, W.;

BEITELSPACHER, L.; ALOYSIUS, J.; GINGER, J.; REILMAN, J. *Sustainable Retailing*.

Journal of Retailing, 2020.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.10.008>

VASCONCELOS, L. J. C. *Uma heurística baseada em pareto local search para um problema de sequenciamento de tarefas em ambiente flow shop com considerações ambientais*. 68.p. Dissertação (Mestrado) – **Universidade Federal de Pernambuco-UFPE**, Caruaru-PE, 2023.

VELEZ-GALLEGO, M. C.; MAYA, J.; MONTOYA-TORRES, J. R. *A beam search heuristic for scheduling a single machine with release dates and sequence dependent setup times to minimize the makespan*. **Computers and Operations Research**, v.73, p. 132-140, 2016.

DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2016.04.009>

VIAGAS, V.; PRATA, B.; FRAMINAN, J. *A critical-path based iterated local search for the green permutation flowshop problem*. **Computers & Industrial Engineering**, v. 169, p.108276, 2022.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108276>

WANG, W. *et al.* *IoT-enabled real-time energy efficiency optimisation method for energy-intensive manufacturing enterprises*. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing**, v. 31, n. 4–5, p. 362–379, 2018.

DOI: <https://doi.org/10.1080/0951192X.2017.1337929>

WANG, L. *et al.* *A Sustainable Model of Flow Shop Scheduling for High-Efficiency, Energy-Saving and Low Cost*. In: DAO, D *et al.* *Sustainable Design and Manufacturing 2018*. **Springer**, v. 130, p. 82–94, 2019.

DOI: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-04290-5_9

WOLSEY, Laurence A.; NEMHAUSER, George L. *Integer and combinatorial optimization*. **John Wiley & Sons**, 1999.

WU, X.; SHEN, X.; CUI, Q. *Multi-Objective Flexible Flow Shop Scheduling Problem Considering Variable Processing Time due to Renewable Energy*. **Sustainability**, v.10, n.3, p.841, 2018.

DOI: <https://doi.org/10.3390/su10030841>

YIN, P. -Y. *et al.* *Minimizing the Makespan in Flowshop Scheduling for Sustainable Rubber Circular Manufacturing*. **Sustainability**, v. 13, n. 5, 2576, 2021.

DOI: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/5/2576>

XIE, ZHANPENG, *et al.* *An Effective Hybrid Teaching–Learning-Based Optimization Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling Problem*. **Advances in Engineering Software**, v. 77, p. 35–47, 2014.

DOI: <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.advengsoft.2014.07.006>

ZHANG, SHENG *et al.* *Green manufacturing for achieving carbon neutrality goal requires innovative technologies: A bibliometric analysis from 1991 to 2022*. **Journal of Environmental Sciences, Web**, 2023.

DOI: <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.jes.2023.08.016>

ZHANG, HAO, *et al.* *Energy-Conscious Flow Shop Scheduling under Time-of-Use Electricity Tariffs*. **CIRP Annals**, v. 63, n.1, p. 37–40, 2014.

DOI: <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1016/j.cirp.2014.03.011>

ZHAO, R.; GU, X. *A Discrete Sine Optimization Algorithm for No-Idle Flow-Shop Scheduling Problem*. **Shànghǎi Jiāotōng Dàxué Xuébào**, v.54, n.12, p.1291-299, 2020.
DOI: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?doi=10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.321>

ZOBOLAS, G. I.; TARANTILIS, C. D.; IOANNOU, G. *Minimizing makespan in permutation flow shop scheduling problems using a hybrid metaheuristic algorithm*. **Computers & Operations Research**, v. 36, p.1249-1267, 2009.

ZUPIC, Ivan; ČATER, Tomaz. *Bibliometric Methods in Management and Organization*. **Organizational Research Methods**, [s. l.], v. 18, n. 3, p. 429–472, 2015.